

汪天都 / 著

Technical Analysis, Efficient Market and Behavioral Finance

技术分析、有效市场与行为金融



 復旦大學 出版社

Technical Analysis, Efficient Market and Behavioral Finance
技术分析、有效市场与行为金融



复旦大学出版社

图书在版编目(CIP)数据

技术分析、有效市场与行为金融/汪天都著. —上海:复旦大学出版社,2014.12
ISBN 978-7-309-11106-4

I. 技… II. ①汪… III. ①经济技术分析-研究②投资分析-研究
IV. ①F224.12②F830.593

中国版本图书馆 CIP 数据核字(2014)第 276039 号

技术分析、有效市场与行为金融

汪天都 著

责任编辑/岑品杰

复旦大学出版社有限公司出版发行

上海市国权路 579 号 邮编:200433

网址:fupnet@fudanpress.com http://www.fudanpress.com

门市零售:86-21-65642857 团体订购:86-21-65118853

外埠邮购:86-21-65109143

上海市崇明县裕安印刷厂

开本 890 × 1240 1/32 印张 6.375 字数 162 千

2014 年 12 月第 1 版第 1 次印刷

ISBN 978-7-309-11106-4/F · 2097

定价:25.00 元

如有印装质量问题,请向复旦大学出版社有限公司发行部调换。

版权所有 侵权必究

内 容 提 要

本书采用理论建模和实证检验相结合的研究方法，探寻了技术分析在金融业界被广泛使用的深层次原因，提出了信息发现模型、趋势追随模型以及羊群效应模型三个定量的数学模型来解释技术分析的作用。基于中国A股市场的实证结果表明，双重移动均线 and 交易区间突破两类规则可产生最为显著的经济收益，信息不透明程度较高、技术交易者数量较少、投资者情绪较弱的公司股票，所录得的技术分析超额回报率较高，支持了信息发现模型的预测，但是与趋势追随模型和羊群效应模型的预测相抵触。这说明技术分析并非是盲目的噪音交易行为，而是市场暂时失效时，投资者获取信息的一种必要手段。

本书适合高等院校金融学、金融工程、财务学等专业的师生作为辅助教材使用，也可作为证券、基金从业人员，金融投资管理者乃至广大普通投资者的参考用书。

序

本书是作者汪天都在其博士论文基础上修改完善而成,体现了其在资产定价和行为金融领域中的深厚造诣。

技术分析作为一种经典的投资分析工具,在金融业界经久不衰,在各类金融市场中都得到广泛的应用。但是由于理论依据的缺乏和方法上的主观性,技术分析在金融学界却一直备受争议,理论与现实形成了鲜明的对比,这一反常现象至今尚未得到充分合理的解释。

对于技术分析的学术研究可以追溯到第二次世界大战前,并在 20 世纪 60 年代后受到广泛关注。从理论上讲,技术分析的存在本身就是对现代金融学中著名的“有效市场假说”的挑战。就现实而言,相关研究也可以指导投资者的决策,具有直接的财富效应。

然而,现有的研究大多聚焦于技术分析可盈利性的实证检验,并以此来证实或证伪有效市场假说。在不同国家、不同类型的金融市场(如股票、期货、外汇等)中,得出的结论往往莫衷一是。20 世纪 60—70 年代的研究大多否定可盈利性。到了 80—90 年代,肯定性的证据又大量涌现。近年来,研究则越来越多地得出混合性结论。

而对于技术分析为什么能够长期流行,为什么有可能获得经济收益,现有研究大多只是附带地进行一些基于实证结果的讨论,给出一些猜测性的解释,如中央银行干预、经济整体结构及市场微观结构方面的特点,但较少有深入的理论研究。

投资者为什么愿意长期信任和使用技术分析? 技术分析在投

资决策中是否能发挥作用？在什么条件下可以发挥作用？发挥了怎样的作用？技术分析与有效市场假说之间的矛盾能否调和？为了回答上述这一系列问题，作者采用了理论模型与实证检验相结合的方法，力图解释其背后的谜团。

本书创新性的学术贡献主要有以下三方面：

首先，作者提出了三个定量的理论模型，分别从传统的资产定价理论以及近来流行的行为金融学出发，比较系统地对技术分析的作用提供了多角度的解释，对于相关研究具有一定的理论意义。

其次，作者首次提出并检验可能影响技术分析盈利水平的因素，探讨技术分析的适用条件，比较技术分析对于具备不同特征的公司股票的作用，为本书所阐述的理论模型提供了实证依据，对实际投资也有重要的参考价值。

最后，作者采用了目前最先进的实证方法和计量技术，解决了以往实证研究中所存在的一些问题，因此作者所报告的结果更为准确和可靠。另外，本书针对六大类数百种技术交易规则，进行了多角度的大样本检验，所得到的实证结论也更为完整和全面。

本书作者不仅具有扎实的金融专业基础知识、良好的动手能力和较宽的跨学科知识面，而且具有对学术研究的热情和爱好，在做学问的时候始终秉持实事求是的态度，并能进行独立和创新性的思维。当然，作为青年学者，研究中难免存在一些不足之处，也希望各位学界同仁和广大读者能够给予批评指正。

孙谦

2014年8月29日

目 录

第一章 绪论	001
第一节 研究背景与写作目的	001
第二节 技术分析的概念与应用	003
第三节 技术与有效市场假说	006
第四节 信息不对称与非理性行为	007
第二章 文献综述	009
第一节 概述	009
第二节 早期实证研究	010
一、股票市场	010
二、期货和外汇市场	012
三、早期研究的局限性	012
第三节 现代实证研究	014
一、现代实证研究的主要改进	014
二、标准方法	015
三、Bootstrap 法	016
四、现实可行性检查法	019
五、遗传编程	021
六、非线性规则	023
七、图形规则	025
八、其他方法	026
第四节 实证结果的解释	028

002 ■ 技术分析、有效市场与行为金融 I

一、传统模型解释	028
二、中央银行干预	029
三、经济整体结构	030
四、市场微观结构	031
五、混沌理论	032
第五节 现有文献的不足	033
一、理论与实证的空白之处	033
二、风险调整和交易成本	034
三、数据过度挖掘	035
第六节 本章小结	036
 第三章 理论模型	 038
第一节 共通部分	038
一、框架设定	038
二、需求函数	038
三、初始均衡	040
第二节 信息发现模型	040
一、前提假设	040
二、均衡推演	042
三、静态分析	044
四、数值实例	045
第三节 趋势追随模型	048
一、前提假设	048
二、均衡推演	049
三、静态分析	051
四、数值实例	052
第四节 羊群效应模型	054
一、前提假设	054
二、均衡推演	055
三、静态分析	056

四、数值实例	056
第五节 待检验假设	058
一、信息发现效应	058
二、趋势追随效应	059
三、羊群效应	060
第六节 本章小结	060
 第四章 技术分析的可盈利性检验	062
第一节 技术交易规则	062
一、技术交易规则分类	062
二、双重移动均线交错	063
三、交易区间突破	064
四、亚历山大过滤规则	065
五、相对强度指数	066
六、价格形态规则	067
七、K线图规则	070
第二节 数据与方法	077
一、样本数据	077
二、交易策略	080
三、交易成本	080
四、参数优化与样本外测试	081
第三节 简单规则的经济收益	083
第四节 基于模型的 Bootstrap 法	086
一、使用目的与步骤	086
二、随机游走模型	088
三、一阶自回归模型	088
四、GARCH-M 模型	089
五、E-GARCH 模型	090
六、时间序列动量模型	091
七、检验结果	092

第五节 价格形态识别算法	097
一、使用目的与步骤	097
二、平滑估计量	098
三、核回归估计量	100
四、检验结果	102
第六节 K线图规则的检验	109
一、条件回报率	109
二、超额回报率	111
三、经济收益	114
第七节 本章小结	116
 第五章 理论模型的实证检验	119
第一节 数据与方法	119
一、样本数据	119
二、技术交易规则选取	120
三、回归模型设定	122
四、FGLS估计法	125
第二节 回归结果分析	127
第三节 稳健性检验	129
一、使用其他规则	129
二、考虑卖空交易	130
三、限定股票范围	134
四、改变参数优化期	136
第四节 本章小结	139
 第六章 市场有效性与金融市场监管	141
第一节 金融监管与市场稳定	141
第二节 传统监管措施介绍	143
一、交易税	143
二、杠杆限制	144

三、卖空限制	145
四、涨跌停板	146
五、T+1 交易	147
六、IPO 暂停	148
第三节 中国股市的波动性特征	148
第四节 监管措施与市场波动率的关系	152
第五节 政策建议	162
 第七章 结论	 164
第一节 技术分析的价值	164
第二节 理论模型的评价	165
第三节 核心问题的解答	166
第四节 后续研究的方向	167
 参考文献	 169
 后记	 191

第一章 绪 论

第一节 研究背景与写作目的

经济学研究的一个核心或许就是回答——“放任还是干预？”细分到现代金融学的领域，就形成了一个具体的问题——“市场是否是有利的？”如果市场确实是有利的，投资者足够理性，信息能够充分地反映在价格中，那么就完全可以对金融市场采取“放任”态度，监管者只需保证所有市场参与者的公平竞争，无须再进行过多的干预，而投资者也只需进行被动的价值投资。反之，如果投资者是非理性的，对于信息存在反应过度或反应不足，或者市场中信息透明度不高，传播渠道不畅，那么市场价格就可能会被高估或低估，在极端情况下会产生泡沫(bubble)和发生市场崩溃(crash)，因此需要对市场提前进行合理的干预以避免出现危机。

技术分析是金融业界最为流行的投资分析方法之一，从事相关工作的技术分析师们普遍认为：价格的变动呈现出明显的趋势性，技术分析的作用就是在一个相对较早的阶段识别出趋势，并追随该趋势进行交易，直到有足够证据表明趋势已经逆转。理论上，技术分析的可盈利性就是对于金融市场有效性的一个最直接的验证^①。本书的一个前置性研究内容就是对技术分析在中国资本市场的可盈利性进行定量检验，这无疑对于中国背景下的市场有效

① 本章第三节将对技术与有效市场假说的关系进行详细介绍。

002 ■ 技术分析、有效市场与行为金融 I

性问题具有一定的理论价值,对于市场中的广大投资者也具备现实的参考意义。

技术分析的历史甚至比现代金融市场的历史还要久远,早在200余年前日本的米市中,K线图技术就已被用来分析和预测市场的价格走势。20世纪初,道氏理论的提出标志着现代意义上技术分析的诞生,起初是被用于美国的股票市场。近百年来,技术分析在全球各类金融市场中被大量投资者广泛接受和使用,与基本面分析一起并列为投资分析的两大基本工具。

众所周知,基本面分析有着坚实的经济学基础,例如红利贴现模型(DDM)等,因此能够被学术界普遍认可。与之相比,技术分析则似乎缺乏严谨、有力的经济金融理论支持。所谓的道氏理论主要是对经验的总结,辅之以主观上的判断,并没有科学性的证明。因此到目前为止,严格意义上讲,技术分析自身在学术理论上尚未能登堂入室。

也正是由于理论依据的缺乏和方法上的主观性,加之与有效市场假说的矛盾,技术分析早年甚至一度饱受不少知名学者的批评,将其视为一种没有意义的“金融巫术”,认为其根本不可能产生经济收益,并断言称技术与基本面分析之间的区别就像是占星术与天文学之间的区别。对此,诺贝尔经济学奖得主Samuelson(1965)曾评论道:“任何试图通过挖掘价格过去的变化来赚取期望收益的努力都是徒劳的,无论其是基于技术图表还是任何晦涩的数学或是魔幻,当前市场价格本身已经包含了所有这些可知的信息。”

有趣的是,尽管在学术界中倍受争议,技术分析在现实中却经久不衰,始终受到投资者青睐。不但有大量个人投资者趋之若鹜,在实际投资操作中重视技术面更甚于基本面,而且大多数机构投资者也会雇佣技术分析师,定期给出分析报告,甚至将大笔资金投入一些完全依赖于技术面的量化交易策略。即使是不从事证券投资的人士,也往往对均线、阳线、阴线、缺口、阻力位、支撑位等技术分析名词耳熟能详。如果技术分析真的是无价值的,那么投资者为什么不“用脚投票”呢?

理论依据的缺乏所引发的学术界的强烈质疑和现实中的广泛运用形成了鲜明的对比,对这一反常现象至今尚未有充分合理的解释。对此,美国麻省理工学院金融工程实验室的Lo等人(2000)撰文指出:“金融学术界与金融业界之间最大的鸿沟之一就是使用技术分析的投资者与批评技术分析的部分学者之间的分歧。”

目前现有的相关文献一般都是使用特定技术交易规则来直接检验技术分析的可盈利性(或市场有效性),并没有深入探究和证实其背后的原因,缺乏系统的理论支撑。本书的核心工作是要回答以下几个尚待解决的关键问题,而这些也构成了本书主要的创新性内容:第一,如果技术分析不能产生经济收益,即市场确实是弱式有效的,那为什么各种技术交易规则还会被投资者广泛使用?第二,如果技术分析确实可以产生经济收益,那么从经济金融理论上该如何去解释?第三,如果技术分析有时可以产生经济收益,那么究竟是哪些因素决定的?什么情况下收益较大?

第二节 技术分析的概念与应用

所谓技术分析,是使用过去的价格和成交量等市场统计信息来预测未来价格走势的一种方法。根据这些信息的输入,按照特定的公式或标准,选择合适的参数,获得技术分析指标或形态,再对其按照相应的规则进行判定,即可产生买入或卖出交易信号,这样的一种从输入信息到输出信号的分析过程对应了一种技术交易规则。

作为使用技术分析的依据,金融业界的技术分析师们总结出了以下三大基本假设:

(1) 影响价格的一切可能因素,无论是经济的、政治的、社会的还是心理的,最终都会通过一定的供求关系反映在价格中,因此只需要研究价格信息。

(2) 价格以趋势方式演变(所谓的“惯性定律”),直到出现趋势发生转向的信号,技术分析的一个主要目标就是找出趋势延续或者转向的信号。价格趋势可以是向上、向下或者水平的,道氏理论最早对于价格趋势给出了明确定义。

(3) 历史会重演,由经验总结而来的趋势延续和转向的信号在未来会继续有效,因为它们是以人类普遍的心理为依据的(江山易改,本性难移),因此适用于各个国家的各种类别的金融市场。它们适用于1980年的纽约、1990年的伦敦、2000年的莫斯科,自然也适用于2010年的上海。

然而,从学术研究的角度来看,上述这些假设都过于主观和模糊,缺乏严谨的经济金融理论支撑。其中,第一条假设涉及著名的有效市场假说,后文将进行详细阐述。而就第二条假设而言,尽管实证研究表明股票价格确实会呈现出一定的趋势性,也就是动能效应(momentum effect),同时也会发生反转,即均值回复(mean reversion),但技术分析对于趋势的延续和反转所提供的预测信号并不是建立在令人信服的理论基础或实证证据之上的,而纯粹是经验上的主观总结,可靠性值得怀疑。至于第三条假设,则需要首先讨论投资者理性与否的问题,而即便假设投资者是非理性的,技术分析目前也尚未正式进入基于心理学概念的行为金融理论体系中。

现代意义上的技术分析最初是被用于股票市场,而后逐步扩展到大宗商品、固定收益以及货币市场等。就股票市场而言,金融业界普遍认为技术分析对于市场整体走势的预测能力要强于对个股的预测能力,对于大盘股的预测能力又要强于对小盘股的预测能力。这主要是因为相比起指数,个股更容易被操纵;而相比起大盘股,小盘股又更容易被操纵;而一旦价格被操纵,所形成的技术分析指标的真实性就无法获得保证。

著名技术分析师 Pring(2002)在其畅销的技术分析教材中指出,如果使用道氏理论这一最古老的技术分析工具,根据其所产生的买入—卖出信号对道琼斯工业股票平均价格指数(DJIA)进行

投资,那么 1897 年的 44 美元到 1990 年将增长为 51 268 美元,涨幅达 1 164.18 倍;但如果投资者是采用被动的买入—持有策略,1987 年的 44 美元到 1990 年仅能增长为 2 500 美元,涨幅仅为 54.81 倍。

在实际应用中,技术交易规则涉及的时间跨度可以从数分钟到数十年不等。技术分析师们通常认为其对于短期价格走势的预测能力要强于长期,这主要是因为基本面在短期内往往并不会产生变化,此时只能依赖于技术面来进行交易。理论上,这样的短期交易如果不是有流动性的需求,那么通常都是属于投机交易,其价值主要是帮助价格发现和为其他有需求的投资者提供流动性,但交易者也承担了相当的风险和相对较高的交易成本。

资料显示,技术分析在各类金融市场的投资者人群中广受欢迎。Smidt(1965)对美国商品期货市场做了调查,发现超过一半以上的投资者大量使用技术分析来判定价格走势。Billingsley 和 Chance(1996)统计发现大约 60%的投资顾问在出具投资建议时严重依赖于技术分析。Cheung 和 Chinn(2001)的调查则表明,接近 40%的外汇交易者认为技术面是决定 6 个月以内的短期外汇价格走势的最主要因素。Fung 和 Hsieh(1997)观察了期货市场中投资者的交易风格,认为趋势交易策略占据了绝对的主流。Gehrig 和 Menkhoff(2004)经过调查,发现技术分析在外汇市场的投资决策工具中占据统治地位。

技术分析在中国市场也颇受追捧。Moosa 和 Li(2011)分析了上海证券交易所中 100 家上市公司的股票,使用了专门的计量模型来区分出基本面交易者和技术交易者对于股票价格的影响,结果表明两者在市场价格的形成中都扮演了决定性的角色,但是技术交易者的影响更大。作者认为这主要是由中国上市公司的股权结构特征所导致的:即大股东中的国有法人等非专业投资机构很少参与二级市场交易,而持股比例平均约为 30%的个人投资者由于股权过于分散,不可能进入董事会参与公司治理,从而其股东权益很难得到保护。这使得中国的个人投资者对于短期内通过投机赚取资本利得更感兴趣,而很少考虑长期的价值投资(Mok 和

Hui, 1998)。因为通常来说,短线投资者会更加偏好于技术分析而不是基本面分析。

第三节 技术与分析有效市场假说

与现实投资者的认可形成鲜明对比的是,学术界对于技术分析的作用却极度质疑,其中一个重要的原因就是技术与分析有效市场假说的直接抵触。

所谓有效市场,是指市场中的资产价格完全反映了一切可用的信息(Fama, 1970)。在一个有效市场中,大量理性、老练的市场参与者之间的竞争将使得在任意时间点上,无论是已经发生的事件,还是市场预期将在未来发生的事件,其所蕴含的内在价值信息都将被反映到市场价格中。此时,资产的市场价格始终是其内在价值的良好估计值。

Jensen(1978)对有效市场给出了更为正规的定义:如果在一个市场中基于信息集合 θ_t 交易不可能获得经济收益,那么该市场对信息集合 θ_t 就是有效的。这里的所谓经济收益,是指进行了风险调整并减去了交易成本后的超额收益。根据信息集合 θ_t 的不同,可进一步将有效市场假说划分为三个层次:(1) 在弱式有效市场中,信息集合 θ_t 仅包含 t 时刻可得的历史价格信息;(2) 在半强式有效市场中,信息集合 θ_t 除了历史价格信息以外,还包含 t 时刻所有可获得的其他公开信息;(3) 在强式有效市场中,信息集合 θ_t 除了所有公开信息以外,还包含 t 时刻全部的私有信息。

尽管强式有效市场仅仅在理论中出现,实证文献中所报告的各类市场异象(market anomaly)对于半强式有效市场假说也提出了大量质疑,但不少学者还是认为市场至少是弱式有效的。而根据弱式有效市场假说,当前价格已经反映了一切历史价格信息,基于这些信息不可能再获取经济收益。既然各类技术交易规则就是

依赖于历史价格信息^①，那么自然是没有价值的^②。毕竟这些信息几乎是可以零成本轻易获得的，即便其真的可以产生经济收益，也理应迅速被套利作用所消除。

因此，一个自然的结论就是：如果（弱式）有效市场假说成立，那么技术分析就不应具备可盈利性；相反，如果能够证明技术分析具备可盈利性，那么就直接否定了（弱式）有效市场假说。

第四节 信息不对称与非理性行为

为了解释技术分析的作用，一个自然的思路就是放松有效市场假说的前提假设。为此，本书将从两个角度阐释：其一，或许投资者确实是理性的，但是市场中可能存在信息不对称以及信息传播上的摩擦，价格对于新信息的调整需要一个缓慢的过程；其二，投资者可能并不是完全理性的，或许可以尝试引入行为金融学的概念，对技术分析在其中所扮演的角色进行诠释。

从上述两个角度考虑，本书第三章建立了三个简单的资产定价模型，试图从不同角度解释技术分析产生经济收益的可能原因，其中：（1）信息发现模型假设市场中存在信息不对称，价格不能立刻反映所有的私有信息，此时，技术分析可以帮助理性投资者预测这些非公开信息；（2）趋势追随模型假设市场中存在一批非理性的噪音交易者，技术分析刻画了他们的行为，并且确有可能获利；（3）羊群效应模型假设大量投资者使用类似的技术交易规则，从而产生同质行为，自然推动价格向着他们所期望的方向自我实现。

上述三个理论模型对于技术分析可盈利水平的影响因素产生

① 严格地说，也有部分技术交易规则还使用了历史成交量等其他市场统计信息，但是其性质与历史价格信息相同，都是极易获得的公开信息。

② 与之类似，如果市场是半强式有效的，那么基本面分析也是无价值的。如果市场是强式有效的，那么内幕信息也是无价值的。

了不同的预测。对此,本书提出了一系列基于上市公司基本面特征和技术交易信号自身特征的互斥假设,从而可以借助股票市场比较各个理论模型的解释力。

本书第四章使用了中国 A 股市场的数据,针对多种流行的技术交易规则,并采用了参数优化和样本外测试等一系列较为完善的方法,对技术分析的可盈利性进行了实证检验。本书第五章再进一步通过回归分析,找出可盈利水平的决定因素,为确定出最符合现实的理论提供了有力的证据。

第二章 文献综述

第一节 概述

作为一种应用性很强的研究对象,技术分析国内外相关研究文献目前大多集中于实证领域,其主要工作就是在各类市场中检验技术分析的可盈利性,相应的研究目的可归纳为两个方面:其一是对弱式有效市场假说进行检验,为现代金融学这一极具争议的核心领域提供更多证据;其二是寻找能够获得经济收益的技术交易规则,从而产生财富效应,具备实际应用价值。

此外,针对实证研究的结果,也有学者对技术分析的可盈利性提出了一些解释,但目前主要是一些基于实证证据的描述性结论,还比较缺乏系统性的理论,后文中将进行简要的介绍。

现有的实证研究可以从不同角度进行分类。例如,按照市场类型可分为股票市场、期货市场、外汇市场等,按市场所在国家可分为美国、欧洲等成熟市场以及亚太、拉美等新兴市场。此外,不同的文献所检验的技术交易规则的种类和数量也有很大的区别。

表 2.1 中按照年代和市场类型对技术分析相关文献进行了分组。可以看出,文献数量逐渐呈上升趋势,尽管近年来针对期货市场的文献发表数量不如早期,但是针对股票市场和外汇市场的研究大幅增加。这主要是得益于金融学中对于资产定价模型和市场异象的研究工作在这段时间内取得了不小的进展,从而为技术分析的相关研究提供了不少灵感。而外汇市场中相关研究涌现的主

要原因则是 1973 年布雷顿森林体系崩溃后,各国汇率波动幅度增大,国际外汇市场开始了新一轮的蓬勃发展。

技术分析领域的实证文献按时间顺序可分为早期研究和现代研究两类。其中早期研究以 Fama 和 Blume(1966)等为代表,使用的计量方法比较简单,并且主要是针对美国市场。现代研究则以 Lukac 等人(1988)的工作为开端,集中解决了早期研究中所存在的一些问题,在实证方法上有了很大改进,并且逐步扩展到了全球市场。

表 2.1 将 1960—2011 年的技术分析相关文献按时间和市场类型分组

年 份	股票市场	期货市场	外汇市场	总 计
1960—1969	9	4	1	14
1970—1979	6	5	3	14
1980—1989	6	13	4	23
1990—1999	23	3	16	42
2000—2011	37	4	20	61
总 计	81	29	44	154
总计比例	52.6%	18.8%	28.6%	100%

总体上看,无论是早期研究和现代研究,支持技术分析和反对技术分析的正反两方面都得到了不少证据的支持,许多争议之处目前尚不能盖棺定论,并且在实证方法上也仍然存在不少值得商榷之处。下面将对其中具有代表性的文献分别进行详细的介绍。

第二节 早期实证研究

一、股票市场

技术分析在股票市场中可盈利性的相关研究最早可追溯到美国人 Cowles(1933)在国际著名经济学杂志 *Econometrica* 的创刊

首卷中发表的一篇实证文章。他检验了 1928—1932 年华尔街的金融业人士基于道氏理论预测股票价格而公开发布的投资建议,发现这些技术分析师所推荐股票的表现比所有股票的平均表现还要低 1.43%(年化),说明他们对于股票价格的预测是徒劳无功的,即使碰巧有预测正确的也仅仅是运气使然。

经历第二次世界大战之后,到了 20 世纪 60 年代,又陆续诞生了一批方法上更加成熟的文献,进一步在美国股票市场中发现了较多否定性的证据,即技术分析在考虑了交易成本后不能产生超额收益。这些研究集中于检验几种简单的技术交易规则,比如亚历山大过滤规则、交易区间突破、双重移动均线交错、相对强度指数等等^①,并开始使用计算机辅助进行其中大量烦琐的计算。

例如, Alexander(1961, 1964)提出了以其名字命名的亚历山大过滤规则,认为其具备可盈利性,随后 Fama 和 Blume(1966)使用 1956—1962 年的道琼斯工业平均指数的 30 只成分股票价格数据对各种参数下的亚历山大过滤规则进行了仔细的检验,结果表明只有 3 种参数的过滤规则相对于买入—持有策略能够产生超额收益,并且认为这仅有的超额收益在减去了交易成本(包括交易经纪费、清算所结算费以及资金在规则空闲期的机会成本等)和执行该规则的操作成本(当时计算机尚未普及,使用技术分析的人工成本不菲)后,将变成负值。此外, Cootner(1962), Van Horne 和 Parker(1967, 1968), James(1968)检验了双重移动均线交错规则; Donchian(1960)检验了交易区间突破规则; Levy(1967a, 1967b), Jensen 和 Benington(1970)检验了相对强度指数规则;他们大多也得到了类似的负面结果。上述这些针对技术分析的实证研究在当时为资本市场的有效性提供了一些早期的证据,为 Fama 和 Jensen 等人随后提出和完善有效市场假说奠定了初步的基础。

^① 对于这些技术交易规则的详细介绍可参见本书第四章第一节。

二、期货和外汇市场

有趣的是,在早期针对美国的大宗商品和外汇市场的实证检验中,大多数研究得出了肯定性的结果,发现了非常可观的正超额收益。

Leuthold(1972)在 1965—1970 年的美国活牛期货市场中检验了 6 种参数下的亚历山大过滤规则,结果显示在减去交易成本后,其中 4 种参数仍能产生显著的超额收益,在其中最优的参数下,亚历山大过滤规则的超额收益可达 115.8%。此外,Houthakker(1961),Smidt(1965),Stevenson 和 Bear(1970)以及 Irwin 和 Uhrig(1984)等在小麦、玉米、棉花等其他品种的期货市场中使用多种技术交易规则也分别发现了类似的正面证据。

Sweeney(1986)则在 1975—1980 年的 10 个品种的外汇市场中检验了亚历山大过滤规则,在减去交易成本并进行风险调整后,最高录得了每年 3.75%—6% 的显著经济收益。与之类似,Cornell 和 Dietrich(1978),Dooley 和 Shafer(1983),以及 Taylor(1986)同样在美国外汇市场中找出了支持性的证据。

海外早期的实证结果似乎表明了,在 20 世纪 60—80 年代,美国股票市场的有效性要强于期货和外汇市场。但这似乎与人们的直觉相反,毕竟股票市场的影响因素更多、更复杂,也更容易被操纵。然而,由于彼时正值有效市场假说方兴未艾,乃至如日中天之时,以 Fama 和 Jensen 等一批知名学者为代表,学术界对于技术分析总体而言是持批判性态度的,认为其不过是部分华尔街人士一厢情愿的数学游戏。

三、早期研究的局限性

事实上,早期的这些实证研究存在诸多的局限性,从而影响了其结论的可靠性和准确性。本书将其归纳为四条,其中前两条可能会低估技术分析的可盈利性,后两条则可能会高估技术分析所带来的经济收益。

首先,当时计算机尚不普及,运算能力受到了限制,利用计算机程序模拟技术交易规则是一项高难度、高强度的跨学科工作。故早期实证研究均集中于检验最简单的少数几种技术交易规则,规则参数的取值范围也很有限。因此,一些能够产生经济收益的技术交易规则可能被遗漏了。

其次,由于当时数据库的建设尚不完善,早期实证研究所检验的样本非常有限。在横截面上资产数量比较少,往往只有数十只股票或者更少;在时间序列上跨度也比较短,往往只有数年。而且基本上都是基于美国市场,很少扩展到其他国家的金融市场。更重要的是,早期研究所报告的结果大多数是多只股票或者多种资产的平均值,而忽略了技术分析在个股或个别资产中可能存在的经济收益。Sweeney(1988)指出,技术分析并不一定在所有情况下都适用,而仅仅报告平均值会低估其对于某些股票的作用。

再次,早期研究中仅有 Jensen 和 Benington(1970),Sweeney(1986)等少部分考虑到了风险调整,其余大多数都忽略了技术分析所产生的风险。如果技术分析的超额收益是对技术交易者所承担的更高风险的补偿,那么就不与市场有效性矛盾了。忽略了风险调整可能会高估技术分析所带来的经济收益。

最后,早期的实证研究大多面临着所谓数据过度挖掘(data snooping)的问题,或许也是最难解决的一个问题。由于技术分析的实证检验会涉及大量技术交易规则,需要使用不同参数进行反复尝试,研究人员往往都能幸运地录得一些支持其能产生经济收益的结果并有选择地报告之,这无疑会高估技术分析的可盈利性。Jensen(1967)指出:“如果我们开始针对数据尝试足够多的技术交易规则,毫无疑问的是当足够多的规则被尝试后,我们总能找到一个或更多的能产生比买入—持有策略收益更高的规则(即使针对风险的差别进行了调整)。然而,一个严重的问题是,这是否意味着当该规则被付诸实践时仍能产生超额收益?”作为佐证,Tomek 和 Querin(1984)将移动平均和过滤器等规则应用到无实际意义的随机价格序列上,发现确实偶然可以产生显著的超额收益。为

了解数据过度挖掘的问题，Jensen (1967) 提出了参数优化 (parameter optimization) 和样本外测试 (out-of-sample test) 的方法，即利用样本区间的前半段找出表现最优的技术交易规则及其参数，并在剩余的样本区间检验其可盈利性。这样一个过程符合真实的投资者事先选择技术交易规则的过程，而不是由研究者在事后通过反复试错来进行选择。

第三节 现代实证研究

一、现代实证研究的主要改进

技术分析领域中，现代实证研究的主要特点是使用的统计方法更先进，集中解决了早期研究中所存在的种种局限性，受到检验的技术交易规则种类更多，所涵盖的市场范围更广。

现代实证研究的繁荣和进步主要得益于四个方面：

第一，计量经济学、资产定价理论以及一些交叉学科的进展带来更有效的实证技术和更强大的数学工具，为解决风险调整和数

据过度挖掘问题提供了帮助。

第二，有一批在实证方法上有重大革新的文献相继发表^①，这引发了大量后续研究，使得技术分析的相关文献在 20 世纪 90 年代以后大量涌现。

第三，计算机运算能力大幅提升、运算成本大幅下降、编程技术广泛普及，学者们可以对更多、更复杂的技术交易规则进行检验，样本中可以容纳更多的股票和更长的时间段，可以实现运算量庞大的参数优化过程。

第四是金融数据库建立和完善，可供选择的数据量更大，美国以外的其他国家的数据也被纳入了检验范围。

^① 例如 Brock 等人 (1992) 的开创性工作。

二、标准方法

参照 Park 和 Irwin(2007)的划分,技术分析的现代实证研究可以归为七大类:标准方法;bootstrap 法;现实可行性检查法(reality check);遗传编程(genetic programming);非线性规则;图形规则;其他方法。

标准方法的研究是指采用了 Jensen(1967)所建议的参数优化和样本外检验的步骤,并考虑了交易成本和风险调整的标准化的现代实证研究。在 1988—2011 年,共有 24 篇英文文献可归入这一类。

例如,Lukac 等人(1988)在 1975—1984 年的美国大宗商品期货市场中检验了 12 种简单的技术交易规则,使用滚动数据在 3 年的优化期中自动选出最优的技术交易规则参数,将其用于接下来的 1 年的样本外检验中。到了新一年的年末,又将使用过去 3 年的数据进行参数优化,并在未来一年中进行样本外检验,以此类推。他们执行了双边 t 检验来推断技术分析的收益是否显著不为 0,并且基于资本资产定价模型(CAPM)进行了单边 t 检验,利用 Jensen 的 α 来推断技术分析在考虑了交易成本和风险调整后的经济收益是否显著大于 0。他们最终发现,包括双重移动均线规则和交易区间突破规则在内的四种规则在减去交易成本后,相对于 CAPM 每月仍能产生 1.89%到 2.78%的超额收益。其中,德国马克、白糖和玉米等期货品种在各规则中产生的截距 α 尤其显著。因此,他们认为这说明了美国期货市场在这段时间内并不有效。他们通过检验多种技术交易规则并执行了参数优化和样本外测试等步骤,极大地缓解了数据过度挖掘的问题。

但是,Stein(1987)指出,CAPM 模型并不适用于期货市场,毕竟期货市场的结构并不符合 CAPM 模型的前提假设。此外,如果回报率序列并不服从正态分布,那么传统的 t 检验也有问题。Lukac 和 Brorsen(1990)发现,尽管个股回报率序列存在尖峰厚尾等非正态性,基于技术交易规则的投资组合回报率却服从正态分

布。他们采用和 Lukac 等人(1988)相类似的步骤,检验了更多的技术交易规则、更多的期货品种和更长的样本时间段,发现 23 种技术交易规则中的 7 种在减去交易成本后仍能够产生显著为正的收益。在所有期货品种中,外汇期货可获得的收益最高,家畜期货最低。Taylor 和 Tari(1989),Taylor(1992,1994),Silber(1994),Szakmary 和 Mathur(1997)等一系列研究表明,技术分析对于大部分主流品种的外汇期货可以产生 2%—10%的年化超额收益。

在外汇现货市场中,现有文献同样支持了技术分析的可盈利性。例如,Menkhoff 和 Schlumberger(1995),Lee 和 Mathur(1996a,1996b),Maillet 和 Michel(2000),Lee 等人(2001),Martin(2001)等。但值得注意的是,Olson(2004)构建了基于 18 种汇率的投资组合,发现移动均线规则的经济收益随时间呈现出逐步走低趋势,自 20 世纪 70 年代的 3%逐步降低至 90 年代的接近于零。

在股票市场中,Taylor(2000)检验了多个美国的股票价格指数和个股,考虑到交易成本很难统一确定,采用了盈亏平衡点倒推检验法来避免估算交易成本时的误差。如果技术分析在很高的交易成本下也能保本,说明其在真实情况下产生的经济收益非常可观;反之,若实现盈亏平衡的交易成本很低,那么意味着很难有经济收益;一旦其低于真实的交易成本甚至是负值,也就意味着使用技术分析会遭受亏损。Taylor(2000)最终发现从全部数据来看,技术分析平均在 0.35%的交易成本(仅限单向征收)下可以保本。而对于道琼斯指数而言,在 1897—1968 年优化得出的最优移动均线规则在 1968—1988 年可以在 1.07%的单向交易成本下仍能不赚不赔。而真实的交易成本不太可能达到这么高的水平,从而肯定了技术分析的可盈利性。

三、Bootstrap 法

Bootstrap 法是一种可用于检验技术分析经济收益显著性的统计方法。Lukac 和 Brorsen(1990)发现技术交易规则所产生的

基于买入—卖出信号的条件回报率数据呈现出正的偏度和尖峰厚尾的特征,因此传统的 t 检验是有偏的。而使用 bootstrap 法的好处之一就是解决了数据中的正偏度、尖峰厚尾、自相关、条件异方差等问题。具体而言,就是将技术交易规则所产生的基于买入—卖出信号的条件回报率序列与常用的股票价格模型(如随机游走、GARCH 等)所产生的模拟序列进行比较,大量重复若干次后即可获得相应的 bootstrap 分布,从而可进行统计检验。该方法的另一个优势就是通过采用含有风险因素的股票价格模型,可以自然地 将风险因素纳入检验结果,从而解决了风险调整的问题。在 1988—2011 年,共有 22 篇英文文献可归入这一类。

Brock 等人(1992)首次将 bootstrap 法引入技术分析的研究中。他们对于 1897—1986 年的道琼斯工业平均指数,使用了双重移动均线交错和交易区间突破两类技术交易规则,基于随机游走,AR(1),GARCH-M 以及 E-GARCH 等经典的股票价格模型进行了 bootstrap 检验,发现基于这两大类 26 种不同参数的技术交易规则所产生的买入信号可以产生 12% 的年化条件回报率,基于卖出信号卖空则可以产生 -7% 的年化条件回报率,因此根据技术交易信号进行买卖可以产生高达 19% 的年化条件回报率,远远超过买入—持有策略的 5%。他们没有使用参数优化和样本外测试的方法来解决数据过度挖掘的问题,但是也采取了一些办法来进行缓解,比如检验了长达 100 年的样本时间段,在多个互不重叠的子区间上做了稳健性检验,选择了这段时间最流行的技术交易规则,并报告了多个参数下的结果。然而,该研究中的一个明显的问题在于忽略了交易成本,因此并不能有力证明技术分析确实可以产生经济收益。

Fama 和 Blume(1966)曾指出,经过红利调整后,卖空的回报率会降低,从而会削弱技术交易规则的收益。Bessembinder 和 Chan(1998)采用了 1926—1991 年经过红利调整的道琼斯工业平均指数,检验了与 Brock 等人(1992)相同的技术交易规则。结果表明,所有规则的平均买—卖年化回报率为 4.4%,在 0.39% 的单

向交易成本下可以保本。他们考虑了非同步交易的问题,即技术交易者可能无法在观察到交易信号当天就完成交易,而如果增加了1天的交易延迟,那么上述的年化回报率会下降到3.2%,保本交易成本则下降到0.29%。此外,他们进一步发现收益水平在随时间降低。在最新的子样本区间中(1976—1991),保本的交易成本降为0.22%。这意味着一旦现实中的交易成本高于该水平,这些技术交易规则就无法再产生经济收益。而经过作者的估算,同期美国市场中的真实交易成本约为0.25%。

Marshall等人(2009)同样利用了bootstrap法,发现技术分析在1990—2004年的美国股市中总体而言无法产生经济收益,但是对上市公司股票进行分组后的检验结果表明,在小市值和流动性较差的股票中经济收益相对来说要略为显著些,而在不同行业的公司股票中产生的经济收益并没有明显的差异。

在中国市场中,邢天才等人(2008)针对国内大豆期货市场的实证检验表明交易区间突破规则在考虑了交易成本后仍可以产生显著的经济收益。他们使用bootstrap法检验了随机游走、AR(1)和GARCH模型,发现技术分析的经济收益不能由这些模型解释,这说明中国的期货市场并不满足弱式有效。

总体来看,bootstrap法的检验结果在不同的市场类型、不同的样本区间中相差颇为悬殊。在新兴市场的股票指数现货和期货中,相关的研究结果大多支持了技术分析的可盈利性,Bessembinder和Chan(1995)在亚洲各国的股市中、Raj和Thurston(1996)与Courtts和Cheung(2000)在香港地区的股市中、Ito(1999)在大洋洲的发展中国家的股市中、Ratner和Leal(1999)在拉丁美洲和亚洲多国的股市中、Gunasekarage和Power(2001)在南亚各国股市中都纷纷录得了可观的经济收益。例如,Ratner和Leal(1999)使用Brock等人(1992)的双重移动均线交错规则,检验了1982—1995年的墨西哥、泰国、菲律宾以及中国台湾地区的股票市场,发现技术分析相对于买入—持有策略可以获得统计显著的经济收益。

然而,在成熟市场中,技术分析的可盈利性却显得微不足道并

明显随时间在走低(Hudson 等人,1996;Mills,1997;Bessembinder 和 Chan,1998;Day 和 Wang,2002)。例如,Mills(1997)使用双重移动均线交错规则,检验了 1975—1994 年的英国股票市场,发现其并不能击败买入—持有策略。上述结果表明,发达国家资本市场的有效性要强于发展中国家相对不成熟的市場,这也与人们的直觉相符。

在外汇市场中,Levich 和 Thomas(1993),LeBaron(1999),Neely(2002)和 Saacke(2002)等对于双重移动均线交错规则的检验也都报告了较为显著的可盈利性。例如,LeBaron(1999)发现 150 日移动均线规则(即长期移动均线取 150 日,短期移动均线取 1 日)在 1979—1992 年美元兑德国马克和美元兑日元的外汇市场中,在除去买卖合计 0.1%的交易成本后,可以获得 0.60 到 0.98 的夏普比率。而在同期的美国股票市场中进行买入—持有被动投资大约可以获得 0.3 到 0.4 的夏普比率,说明前者的投资价值远远高于后者。

四、现实可行性检查法

现实可行性检查(reality check)是指将计量经济学大师 White(2000)所提出的现实可行性检查法应用到技术分析的实证研究中,以解决数据过度挖掘的问题。该方法首先在所有规则中找出能够最大化经济收益的最佳规则,接着在所有规则中模拟出经济收益最大值的渐进分布,进而可以确定出其现实可行性检查 p 值,从而衡量了最佳规则的现实可行性。因此,现实可行性检查 p 值可以被视为最佳规则在考虑了数据过度挖掘问题因素之后调整过的概率 p 值,解决了在样本中对最佳规则进行事后搜索所带来的数据过度挖掘偏差。在 1988—2011 年,共有 5 篇英文文献可归入这一类。

Sullivan 等人(1999)对于 1897—1996 年的道琼斯工业平均指数,采用现实可行性检查的方法检验了过滤规则、移动均线、交易区间突破等五大类技术交易规则。他们采用了和 Brock 等人

(1992)相同的 1897—1986 年时间段进行样本内检验,并在随后的 1987—1996 年的 10 年中进行了样本外测试。他们发现,在整个样本区间内,表现最好的 5 日移动均线规则(即当日均线向上穿越 5 日均线时产生买入信号,向下穿越 5 日均线时产生卖出信号),在计算了每次 0.27% 的交易成本后,可以产生 17.2% 的年化收益,同时其现实可行性检查 p 值为 0,说明该结果并非数据过度挖掘的产物。此外,他们还针对 1984—1996 年的标准普尔 500 指数期货进行了检验,尽管也录得了 9.4% 的年化收益,但是其现实可行性检查 p 值为 0.91,说明该结果很可能是由数据过度挖掘所导致的。

在外汇市场中,Qi 和 Wu(2002)同样使用了 White(2000)的方法,针对 1973—1998 年的 7 种汇率进行了检验,发现技术分析对于其中的 5 种汇率,在考虑了交易成本并进行了系统风险调整后,仍可以产生高达 7.2%—12.2% 的经济收益。

将现实可行性检查法运用到技术分析中会面临两个难以解决的问题:其一是该方法要求指明一个尽可能包含“所有技术交易规则”的“总集合”。Sullivan 等人(1990)假定其所使用的五大类技术交易规则可以用来代替全体技术交易规则的总集合,然而现实中出现过的技术交易规则可谓成百上千,如过江之鲫,不可能全部包含在研究人员所检验的集合中。此时,White(2000)的现实可行性检查法所得到的统计检验结果是有偏的。如果被纳入检验集合的技术交易规则本身就是相对表现较好故而较为流行的,那么所获得的 p 值就会偏向于零,从而夸大了技术分析所获得收益的显著程度。

另一个问题是该方法的零假设中包含了多个不等式,使得其变成了一个复合性的零假设。而基于复合假设的检验会面临检验统计量的渐进分布在零假设下不唯一的问题。White(2000)针对该问题所提供的解决方案是利用一种被称为 LFC(Least Favorable Configuration)的方法对备择假设进行改进。然而,Hansen(2005)指出,基于 LFC 法的检验不满足某些保证无偏性的必要条件,因

此会使得检验结果对于一些表现较差的预测模型(技术交易规则)特别敏感,他提供的实证结果也表明当极个别表现差的预测模型被加入到总集合中后,会急剧降低 White(2000)的现实可行性检查法中零假设被拒绝的概率,使得检验结果的可靠程度明显下降。当研究人员在对大量技术交易规则进行检验时,由于缺乏理论上的指导,不可避免地会将部分表现较差的规则纳入检验范围,从而使得现实可行性检查法获得的概率 p 值出现向上的偏差。

Chen(2009)等人使用了中国香港、韩国、印尼、中国台湾等地股票市场的股票数据,采用与 Sullivan 等人(1999)类似的方法,并加以 Hansen(2005)所提供的一些改进措施,发现在控制了数据挖掘问题并考虑了交易成本后,技术分析在所有这 8 个市场中都不能产生经济收益,从而支持了这些市场的弱式有效。

五、遗传编程

遗传编程(genetic programming)是一种基于达尔文自然选择理论的数学优化过程。针对一个特定的问题,计算机随机产生一批可能的答案,然后在给定的评价标准下按照“适者生存”的原则令其进化若干代,满足了评价标准的备选答案更有可能进行繁殖,而不满足者则更有可能被取代。计算机科学家 Koza(1992)的著作详细介绍了该方法。在技术分析的实证研究中运用遗传编程的意义在于其所产生的最佳规则可以被视为事前自然决定的,而不是研究人员在事后人为选定的,因此同样有助于避免数据过度挖掘的问题。在 1988—2011 年,共有 11 篇英文文献可归入这一类。

Allen 和 Karjalainen(1999)首次将遗传编程应用到技术分析的研究中。他们基于 1929—1995 年的标准普尔 500 指数,检验了多种参数的移动均线和交易区间突破规则,并尝试了 0.1%、0.25%和 0.5%三个水平的交易成本。在他们的遗传算法中,所有的技术交易规则通过 100 次竞争来决出最优的规则,胜负评价标准是该规则在减去交易成本后,相对于买入—持有策略的超额

收益(不考虑做空)。最后,对于获胜的最优规则进行样本外测试,他们发现即使将交易成本取为 0.1%,技术分析在大多数时间段内相对于买入一持有策略的超额收益也都为负值,交易成本越高,负的超额收益越显著,这样的结果支持了市场的有效性。诚然,在 Allen 和 Karjalainen(1999)的样本区间的前半部分,交易必须通过人工完成,因此会产生高昂的交易成本。但随着电子交易系统的发展,近年来交易成本已低于 0.1%,这可能会提升技术分析的价值。

Ready(2002)利用遗传编程的方法,重构了 Brock 等人(1992)基于道琼斯工业平均指数的研究。他们指出, Brock 等人(1992)所发现的表现最好的 150 日均线规则(即当日均线向上穿越 150 日均线时产生买入信号,向下穿越 150 日均线时产生卖出信号)在 1963—1986 年表面上看确实可以产生显著的超额收益,明显优于遗传编程所能识别出的最优规则。然而,150 日均线规则在 1957—1962 年的表现却不及同期遗传编程的最优规则。设想 1962 年底的一位投资者,他是不可能先见之明去选择之前表现不佳的 150 日均线规则的。事实上,他基于当时所能拥有的知识,充其量只能选择此前表现最优的规则。而 1957—1962 年遗传编程所优化出的规则在 1963 年以后的样本外表现却并不理想。因此,Ready(2002)认为 Brock 等人(1992)的研究结果存在数据过度挖掘的问题。

Neely(2003)将遗传竞争生存下来的最优技术交易规则应用到 1936—1995 年的标准普尔 500 指数中,发现其表现不如买入一持有策略,超额收益平均为负值。Wang(2000)也获得了类似的结果。总体而言,在股票市场中,由遗传编程筛选出的技术交易规则表现得并不出色,尤其是在比较新的样本时间段中。

不过在外汇市场中,遗传编程还是取得了部分支持技术分析可盈利性的有限证据。Neely 和 Weller(2001)发现在 1981—1992 年的美元兑日元、美元兑英镑、美元兑德国马克和美元兑瑞士法郎四种外汇品种中,技术分析在除去交易成本后可以获得 1.7%—

8.3%的年化回报率,但是到了1993—1998年,仅有美元兑日元的回报率还为正,其余都变成了零甚至负值。这也说明了技术分析的超额收益似乎在随着时间的推移逐步消失。Neely 和 Weller (2003)进一步使用高频数据,发现经过遗传编程的优选规则在几种主要的外汇品种中的保本交易成本小于0.02%,这一数值要低于一般的交易费用,构成了技术分析可盈利性的不利证据。

在期货市场中,遗传编程也被用于技术分析的相关实证研究中。Roberts(2003)发现,经过遗传竞争后的规则在1978—1998年的美国小麦期货中能够产生显著为正的超额收益,每日每合约平均可达1.07美元,轻松击败了买入持有一策略的-3.30美元。但是在玉米和大豆期货中,超额收益却变成了负值,这说明生存下来的技术交易规则在期货市场中只能说是取得了部分成功。

将遗传编程运用到技术分析的实证中虽然避免了在“事后”对技术交易规则进行人为选择而带来的数据过度挖掘问题,但是也存在另一个缺陷,那就是现实中的技术分析师实际上并不会使用这么复杂的计算机程序来构建技术交易规则。事实上,在大部分研究的样本早期,这一计算机科学的前沿领域还并没有成型。Timmermann 和 Granger(2004)指出,为了检验市场的有效性,所有的预测模型、估计方法和寻找预测模型的技术在当时都必须已经被真实的市场参与者所使用。遗传编程显然违背了上述条件,因此将其使用到较早的样本中无疑也是另一种“事后诸葛亮”的行为。设想如果遗传编程当初早已被市场参与者投入使用,那么或许现在录得的经济收益就会被这些套利者消除而根本不会出现。

六、非线性规则

非线性规则是指近年来兴起的一些基于非线性模型的技术交易规则,例如前向人工神经网络(feed-forward neural network)、最近邻位回归(nearest neighbor regression)等。在1988—2011年,共有10篇英文文献可归入这一类。

Gencay(1998)将前向人工神经网络应用到1963—1988年的

道琼斯工业平均指数中,发现在六个子样本区间都能产生 7%—35% 的年化回报率,轻而易举地击败了买入—持有策略并能获得更高的夏普比率。随后不久,Gencay(1999)进一步将前向人工神经网络和最近邻位回归加入到移动均线等技术交易规则中,通过样本外测试发现这两种非线性模型可以显著提升技术分析的预测力,在股票和外汇市场中均击败了随机游走模型和 GARCH(1, 1)模型。Gencay 和 Stengos(1998)将 10 日的成交量指标加入了前向人工神经网络作为另一个回归变量,同样使用 1963—1988 年的道琼斯工业平均指数,发现非线性模型每年能够产生高达 12% 的超额收益。

王志刚等人(2009)在中国股票市场中检验了基于移动均线规则的前向人工神经网络的方法,发现其在样本外可以产生超额收益。他们构建了一个基于市场异质性的非线性模型,提出中国市场中各种类型的投资者之间可能具有某些非线性的相互作用关系,从而解释了技术分析为什么具备非线性的预测力。

在外汇市场中,Sosvilla-Rivero 等人(2002)将最近邻位回归技术应用到技术交易规则中,发现 1982—1996 年在美元兑德国马克和美元兑日元的汇率中分别可以获得 35% 和 28% 的净收益。Fernandez-Rodriguez 等人(2003)发现基于最近邻位回归的技术交易规则在 1978—1994 年的欧洲外汇市场中可以击败移动均线规则,可以产生 1.5%—20.1% 的统计显著的年化超额回报率。

但是到了期货市场中,Hamm 和 Brorsen(2000)应用了神经网络模型,却得了否定性的结果。他们在冬小麦和外汇期货等品种中均未能发现显著为正的超额收益,甚至录得了负超额收益。总体来看,非线性规则在期货市场中的表现不如股票市场和外汇市场。

尽管总体上来看非线性研究取得了支持技术分析可盈利的结果,但是其面临与遗传编程相同的问题。大多数非线性技术都是从 20 世纪 90 年代以来才兴起,将其应用到 20 世纪 70 到 80 年代的早期样本中是不合适的。还有一个影响研究结果可靠性的问题

就是人工神经网络模型的解并不是唯一的,因此后人很难重复前人的研究。

七、图形规则

图形规则类研究的重点是识别出价格序列中的技术形态。通常是利用一些图形识别算法,使得计算机可以模拟技术分析师肉眼观察价格图表的过程,自动识别出价格形态类的技术交易规则,从而对其进行检验。在1988—2011年,共有12篇英文文献可归入此类。

Chang和Osler(1999)首次将图形识别算法应用到该领域,在1973—1994年的美国外汇市场中检验了头肩形态规则,发现在德国马克、日元、英镑、法郎、瑞士法郎、加拿大元六大外汇品种中,头肩形态规则对于德国马克和日元分别可以产生13%和19%的年化收益,但在其他币种中却不能产生在统计上显著的收益。而样本同期的标准普尔500指数的年化收益仅为6.8%。他们还使用了bootstrap法,发现二者的回报率要高于在随机游走模型和GARCH(1,1)模型的10 000个模拟序列中产生的平均回报率,并且在考虑了0.05%的总交易成本和风险调整后仍然显著。但是,与头肩形态相比,双重移动均线交错规则却能在相同样本中对于更多的币种都产生更高的收益和更高的夏普比率。因此,复杂的价格形态规则的表现似乎还不如这些简单的线性规则。

Lo等人(2000)利用非参数核回归平滑估计技术构建了独特的图形识别算法,在美国的股票市场中检验了包括头肩形态在内的10种价格形态规则,发现在纽约证券交易所和美国证券交易所的股票中,与不使用技术分析的无条件回报率相比,基于10种价格形态中的5种可以获得较为显著的条件回报率,说明其具备一定的信息含量。而在纳斯达克股票中,全部10种价格形态都具备显著的信息含量。作者认为,尽管这不能保证技术分析可以产生超额收益,但说明其有可能蕴含了一些对投资者来说有价值的信息。Dawson和Steely(2003)将Lo等人的方法应用到英国股票市

场,发现价格形态规则的信息含量无法赚取经济收益。他们发现尽管基于这些价格形态的条件回报率与无条件回报率存在显著差异,但是前者相对于后者的超额回报率是负值。

Caginalp 和 Laurent(1998)检验了 K 线图这一最古老的技术分析工具,发现其在美国股票市场中相对于买入—持有策略可以获得显著的经济收益。与之相对,Young 等人(2006)将 bootstrap 法应用到 K 线图规则中,针对道琼斯工业平均指数进行了检验,却报告了技术分析无效的结果,作者认为这为市场的有效性提供了进一步的证据。Leigh 等人(2002)发现看涨的旗形形态在纽交所成分指数中在不考虑交易成本的情况下相对于买入—持有策略可以产生正超额收益。

在外汇市场中,Curcio 等人(1997)和 Lucke(2003)等人的研究都没有找到价格形态能够产生显著经济收益的足够证据。并且还发现,有限的经济收益随时间也呈现逐渐下降的趋势。

陈卓思和宋逢明(2005)采用了 Lo 等人(2000)的图形识别算法,并运用了 Brock 等人(1992)的 bootstrap 法,对 1233 只 A 股检验了价格形态类规则,发现其具备较高的信息含量,肯定了技术分析的价值。

总体来看,图形规则的相关研究得到的是混合性的结论,根据形态、市场类型和样本时间段的不同,结果相差很大。部分种类的价格形态似乎可以产生一定的经济收益。然而,图形规则类的研究一般都忽略了参数优化和样本外测试的过程,也没有采用其他方法处理数据过度挖掘的问题,仅有 Leigh 等人(2002)的研究是一个例外。

八、其他方法

其他方法的研究包含了所有不属于上述六类的其他文献。这些研究既不像标准研究那样执行了参数优化和样本外测试的过程,又没有专门解决数据过度挖掘问题,但是往往在检验的技术交易规则或者所选的样本上有独特之处。在 1988—2011 年,共有

25 篇英文文献可归入此类。

Pruitt 和 White (1988) 与 Pruitt 等人 (1992) 聚焦于 CHRISMA 这一复合规则,该规则结合了累积成交量、相对强度以及移动平均等技术指标,最终发现其在 1986—1990 年的美国股市中击败了买入—持有策略,在除去 2% 的交易成本后,年化超额收益仍可达 1.0%—5.2%。Sweeney (1988) 与 Corrado 和 Lee (1992) 在股票市场中检验了过滤器类规则,发现其在考虑了交易成本后可以击败买入—持有策略。

Tian 等人 (2002) 基于 412 种技术交易规则^①,针对中国和美国股市进行了比较研究,发现尽管技术分析的价格预测力在 1975 年以后的美国股市中并不显著,但是在交易成本很高的中国市场中却得到了较强的支持。

韩杨 (2001) 针对 A 股和 B 股市场的研究发现,技术分析在国内市场建立之初可以获得显著超额收益,但其收效随着时间的推移在逐步降低。孙碧波 (2005) 和曾劲松 (2005) 分别在 A 股市场中对移动均线规则进行实证检验,均录得了较为显著的超额经济收益。作者认为这说明了中国股市在当时尚未达到弱式有效。

Irwin 等人 (1997) 在大豆期货市场中将交易区间突破规则与 ARIMA 模型进行了比较,发现其可以产生 5.1%—26.6% 的超额回报率,击败了基于 ARIMA 的预测模型。Neely (1997) 针对 1974—1977 年四大品种的外汇汇率 (美元兑日元,美元兑德国马克,美元兑英镑,美元兑瑞士法郎),检验了亚历山大过滤规则和移动均线规则,发现在除去买卖合计 0.05% 的交易成本后,在大多数情况下都可以获得正的净收益。但是作者认为这并不意味着对市场有效性的违背,因为该研究既没有考虑风险调整,也没有解决数据过度挖掘的问题。

总体而言,这一类研究在股票、期货和外汇市场中大多得出了支持技术分析的结果,但其明显的缺陷是受制于数据过度挖掘等

① 不同参数 (例如 5 日和 10 日均线) 视为不同的规则。

问题。其与标准类型研究的主要区别在于没有执行参数优化和样本外测试的过程。

第四节 实证结果的解释

一、传统模型解释

由于越来越多的证据倾向于支持技术分析的可盈利性,学者们也开始试图从各种角度为技术分析的作用提出一些理论解释,下面简要作一些介绍。

一些学者从理性人假设和传统的资产定价模型出发,提出了一些新的假设,以试图解释技术分析所扮演的角色,在此试举两例:

Blume 等人(1994)认为市场中由于信息质量不佳而存在噪声,而成交量可以提供一些仅由价格无法完全传达的信息,因此同时使用价格和成交量的技术交易规则将有助于揭示更多的市场信息。在这种情况下,当前的市场价格或许并不能揭示所有的信息,此时技术分析就是有价值的。

Schmidt(2002)指出,均衡价格的形成伴随着一个缓慢来回震荡的过程,然而当技术交易者的数量多到足以影响市场流动性的时候,他们一致的行为将放大震荡的幅度。当足够多的技术交易者同时卖出时,价格将会暴跌,迫使其他投资者为了止损也不得不选择卖出,使得价格进一步下跌。直到价格偏离基本面足够多时,基本面交易者的数量会占据统治地位,使得价格重新反弹。

Zhu 和 Zhou(2009)近期提出了一个比较新颖而又有趣的模型。他们从资产配置的视角出发,基于使用最为广泛的移动均线规则,证明如果股票价格是可预测的,那么技术分析能够为那些将固定比例资产配置到股票中的投资者创造额外价值。如果这样的预测能力是不确定的,正如现实中那样,那么这样的固定配置规则

配合技术分析之后,能够击败投资者在其信息所有量不大的时候所预先设定的学习规则,并且也能够击败基于各种价格变动模型的优化交易策略。不过,该模型目前仅仅适用于股票市场,很难扩展到外汇和期货市场,毕竟目前外汇和期货还没有被普通投资者纳入资产配置的常规门类中。

二、中央银行干预

通过观察技术分析在外汇市场中的作用,Sweeney(1986),Lukac 等人(1988),Davutyan 和 Pippenger(1989),Levich 和 Thomas(1993),Silber(1994),Saacke(2002)等纷纷猜测中央银行对于市场的干预或许是技术分析预测力的来源。当外汇市场遭遇外生的基本面冲击时,如果没有央行的干预,汇率将跳跃到一个新的均衡水平,多恩布什超调(Dornbusch overshooting)就是一个例子。事实上,央行为了维持汇率的相对稳定,防止短期内的剧烈波动,往往会采取“逆风向”的操作,使得汇率能够缓慢地向新均衡水平调整。在这段时间内,汇率就会呈现出明显的趋势性,而技术分析的作用就是找出这样的趋势性。

Szakmary 和 Mathur(1997)使用央行的外汇储备作为央行干预的代理变量,发现移动均线规则在外汇市场中的经济收益可以由央行“逆风向”的政策来解释。LeBaron(1999)直接使用美联储的市场干预数据,发现双重移动均线交错规则对美元所产生的买入信号,往往意味着美联储下一阶段将支撑美元,这与“逆风向”的政策预期相同。他还发现,一旦将这些央行干预的时间段从样本中删除,双重移动均线交错规则产生的经济收益和夏普比率将大幅下降。此后,Neely 和 Weller(2001),Neely(2002),Saacke(2002),Sosvilla-Rivero 等人(2002),Sapp(2004)的一系列研究也发现了类似的结果,但是也提出了两个疑问:首先,Saacke(2002)发现即使在没有央行干预的时期,技术分析仍然能在外汇市场中产生较为显著的超额收益,所以其经济收益应该还有其他来源;其次,Neely 和 Weller(2001)与 Neely(2002)均发现技术分析的高超

额收益往往在央行开始干预前就已经产生,这说明有可能并非技术分析预测到了央行的干预,而相反是央行在对技术分析已经发现的市场趋势在进行反应。

总体而言,上述这些研究表明技术分析在中央银行开始干预之前和干预期中往往能获得经济收益,说明两者之间即使没有因果关系,也应存在某种相关性。但无论如何,中央银行干预的解释仅仅能够说明技术分析在外汇市场中的作用,而技术分析在其他金融市场中同样被使用得非常广泛。此外,Sapp(2004)指出,自从20世纪90年代中叶以来,发达国家的中央银行对外汇市场的干预逐渐减少,而技术分析的可盈利性也同时在降低。

三、经济整体结构

也有学者认为市场乃至经济整体结构的变化也可能是技术分析可盈利性变化的原因。对于新建立的市场,基础设施的不完善和投资者的不成熟会使得价格不能快速对信息产生反应,从而给技术分析留下空间。Sullivan 等人(1999)指出,随着计算机的普及、电子交易系统的普及以及交易成本的降低,金融市场的流动性有了大幅的提升,从而提升了价格对于信息的反应速度,降低了技术分析的可盈利性。Timmermann 和 Grange(2004)认为新的金融预测模型或许都能在短期内产生收益,一旦其被广泛地使用,那么其蕴含的信息都会被包含到价格中,从而使得其价格预测力在长期内逐渐消失。Dimson 和 Marsh(1999)与 Marquering 等人(2006)的研究都表明:很多著名的市场异象在被金融文献记载后都会逐渐消失或反转。

Kidd 和 Brorsen(2004)指出,得益于社会的进步和经济学的发展,经济整体也逐渐产生了结构性的变化,比如自由贸易的推进,分析师对于经济预测能力的提升,经济所面临的主要冲击更少,从而使得价格的波动率变小,技术分析在均衡价格形成中的投机作用更小,也就是说对于技术交易者的套利行为的需求更少。总而言之,这种观点认为技术分析的可盈利性主要存在于尚不成

熟的市场中,并会伴随经济发展所带来的结构性变化而逐渐消失。他们计算了 17 个期货品种在 1975—1990 年和 1991—2001 年的样本统计量,发现近年来价格的波动率总体呈下降趋势,而价格波动的极端性(峰度)却呈现上升趋势,作者认为这两点都与经济整体结构的变化有关,并且都会导致技术分析可盈利性的降低。

这样的解释符合实证观察到的可盈利水平随时间变化的规律:技术分析的经济收益在 20 世纪 90 年代以前的美国市场中较为显著,但是在随后的年份中大幅降低(Sullivan 等人,2003; Olson,2004)。但是,仅凭对美国市场的研究还不足以构成确凿的证据,需要进一步观察其他国家的市场中技术分析的可盈利水平伴随经济和技术发展而产生的变化,而这需要更多的样本积累和研究人员的长期关注。

四、市场微观结构

Osler(2003)从市场微观结构的角度对技术分析的预测力进行了解释,认为由于操作方便和便于记忆的原因,交易订单往往会在整数位附近聚集。根据交易区间突破规则(一种非常流行的简单规则),市场中存在阻力位和支撑位(往往都是整数位),市场价格在触及阻力位或支撑位时,走势会倾向于反转,而一旦突破了阻力位或支撑位,走势将会延续并加速。Osler(2003)观察了外汇市场中的订单流,发现获利卖出订单通常会大量集中在整数位,故一旦价格向上突破该位置,就很容易加速上涨,从而符合交易区间突破规则的预测。相比而言,止损卖出订单往往是聚集在整数位之下少许,故一旦价格向下跌破整数位,就往往会加速下行,同样解释了该规则的预测力。他认为订单在整数位聚集可能有三个原因:首先,使用整数可以使得交易下单的过程更快捷,也更不容易出错;其次,整数更便于投资者记忆和进行一些心算;最后,人们或许就是习惯性地偏好于整数,不需要任何理由。

Kavajecz 和 Odders-White(2004)在纽约证券交易所的股票中也发现了类似的结果,发现交易区间突破规则的经济收益与限价

订单的深度呈现出显著的相关关系,格兰杰因果检验表明阻力位或支撑位确实能识别出已聚集的限价订单流。他们还发现移动均线规则能够探测出限价订单流的深度在买一卖方向的不平衡,当其产生买入(卖出)信号时,意味着上方各个价位的限价订单的卖出压力要小于(大于)下方各个价位的限价订单的买入推力,从而更容易上涨(下跌)。因此,技术分析的可盈利性可能来源于其对于当前限价订单流信息的识别功能。Gehrig 和 Menkhoff(2004)发现近年来订单流分析在外汇市场的交易者中逐渐开始流行,这一现象也与上述这些文献对技术分析的解釋相符。

五、混沌理论

Clyde 和 Osler(1997)尝试利用流行的混沌理论(Chaos Theory)来解释技术分析的作用。混沌理论被用于研究对初始条件极度敏感的高维非线性动态系统,在数学、物理学、经济学、社会学等学科都得到了广泛的应用,著名的“蝴蝶效应”即由此而来。他们认为技术分析对价格的预测能力很可能就是通过一种非线性的混沌系统而产生的。为此,他们比较了技术交易规则对于非线性价格序列和随机价格序列的预测能力,发现技术分析在前者的表现要显著强于后者。在非线性数据中,技术交易规则可以比随机形成的交易规则产生更高的经济收益。将头肩形态应用到非线性数据上所产生的经济收益要高于将其应用到bootstrap模拟序列上所产生的经济收益。总而言之,技术分析在非线性数据中比在随机数据中表现更好,比随机产生的交易规则的表现也更好,这些都意味着技术分析或许体现了某种混沌的非线性预测过程。

Stengos(1996)进一步的研究表明,即便是使用最简单的低维度混沌过程,也都需要非常大的样本量来达到精确预测的目的,并且不同的非线性关系之间的样本量需求相差很大。因此,基于非线性价格数据对技术交易规则的预测力进行检验的结果十分依赖于其数据产生方式的前提假设。

第五节 现有文献的不足

一、理论与实证的空白之处

最近 30 年间技术分析领域的文献数量开始加速上升,令人振奋的研究成果大量涌现,仅英文文献就有上百篇之多,其中不少研究都有着天才般的创新和里程碑式的贡献。尽管如此,现有的文献还是留下了一些空白领域和不足之处。

在理论方面,相关研究所要回答的核心问题是“如果这么多支持技术分析可盈利的证据是可靠的,那么技术分析为什么能产生经济收益?真的是因为市场并不有效吗?”然而,尽管也有学者对技术分析的可盈利性给出了一些定性的解释,但目前还比较缺乏专门针对技术分析的定量模型。因此,本书在理论方面的核心工作就是基于经济金融的经典理论,总结前人的一些观点,尝试建立起比较简单的理论模型,来解释技术分析产生经济收益的可能原因。并根据各个模型的预测提出一些可检验的假设,从而与本书的实证部分有机地结合起来,对备选模型的解释力进行验证,找出最符合现实的解释。

在实证方面,相关研究所要回答的核心问题是:“技术分析是否能产生经济收益?市场是否是(弱式)有效的?”因此,现有文献往往只需针对市场指数进行检验,或者是考察多只股票、多段时间、多种技术交易规则的“平均收益”即可。然而,各方实证结果的不一致或许意味着答案并不是非黑即白,技术分析可能仅在特定时候产生经济收益,市场可能只在某些时候是有效的,这些或许取决于所检验的股票或者市场结构的不同特征。因此,本书在实证方面的核心工作就是回答“技术分析在何时是有效的”。针对不同上市公司的股票,首次利用面板数据回归分析,来找出技术分析可盈利水平的影响因素。

二、风险调整 and 交易成本

技术分析的经济收益是指其考虑了风险调整和交易成本后的超额收益,而现有研究在两个方面都尚存在一些问题。

首先,技术分析目前常用的风险调整方法可能存有偏差。一方面,目前常用的夏普比率是利用标准差作为风险度量,对上行风险和下行风险一视同仁。然而现实中投资者往往更关心自己遭受损失的风险。另一方面,如果是基于 CAPM 来对技术分析所产生的收益进行风险调整,那么由于众所周知的“联合检验”问题,即使录得了超额受益,也无法确定究竟是市场非有效,还是 CAPM 模型的设定有误。众所周知,无论是 CAPM 还是其他多因子定价模型(例如 Fama-French 三因子模型),都可能存在错误指明(mis-specification)的问题(Fama,1998)。

在外汇市场中,McCurdy 和 Morgan(1992)与 Okunev 和 White(2003)都发现技术分析的超额收益并不能由时变的风险溢价决定。然而,Kho(1996)和 Sapp(2004)都表明技术交易规则产生的超额收益中的很大一部分是来源于基于 CAPM 的时变的风险溢价。这样的矛盾结果可能是来源于这些研究所使用的数据频率不同、技术交易规则不同、检验过程不同,以及资产定价模型设定不同等原因。

目前来看,所有的风险衡量方法都存在其自身的局限性,Cochrane(2001)建议考虑某些版本的基于消费的模型,例如 Constantinides 和 Duffie(1996)的无保险的特质风险模型以及 Campbell 和 Cochrane(1999)的习惯形成模型等。

其次,交易成本和其他市场微观结构因素的影响过去可能被低估了。一方面,交易手续费等显性的交易成本的变动范围很大,不同类型的投资者和不同类型的交易往往面临的交易成本截然不同,因此在研究中只能进行估算,现有的文献或许低估了这部分费用。另一方面,由于市场微观结构带来的隐性成本,如买一卖价差

等,也会对资产的回报率产生显著影响^①,而且目前常用的估计值所基于的假设往往并不符合真实市场的微观结构(Locke 和 Venkatesh,1997)。现实中的买一卖价差反映了成交订单的规模对于市场价格的真实冲击,较大的订单无疑会在成交价上吃亏,对于价格的冲击程度取决于市场的流动性和深度(Fleming 等人,1996)。在技术分析的相关研究中,目前只有 Greer 等人(1992)考虑了这些市场微观结构因素为技术交易者带来的额外交易成本,他们发现技术交易规则真实的交易执行成本要远远高于统计到的买一卖价差估计值。

此外,相关文献通常都采用每日收盘价计算回报率,然而 Day 和 Wang(2002)指出,技术交易规则在买一卖信号当天未必能够以收盘价完成相应交易,只能等到第二日开盘,而第二日的开盘价往往会向技术分析预测的同方向变动,从而导致真实收益降低。研究人员需要利用更新、更完备的数据库,来解决这些买一卖价差、非即时交易以及其他可能存在的类似问题(例如每日涨跌停板限制)对实证结果的影响。

三、数据过度挖掘

数据过度挖掘仍然是一个永恒的问题。White(2000)指出,只要一组数据在进行模型选择和统计推断时被使用超过了一次,那么数据过度挖掘的问题就会出现,从而使得所有的检验结果都是值得怀疑的,因为其可能仅仅是碰巧取得的。此时,传统的假设检验的显著性水平会被高估,从而产生错误的统计推断结果^②。

在技术分析的研究中,即便是采用了参数优化和样本外测试的方法,并引入了遗传编程等跨学科工具,仍无法完全克服该问题。毕竟即使是这些创新方法,其中仍不可避免地会有需要研究

① 参见 Roll(1984),Thompson 和 Waller(1987),Smith 和 Whaley(1994)。

② 参见 Lovell(1983),Denton(1985),Lo 和 MacKinlay(1990)。

者在事后人为选择的参数,比如优化期的时间长度、“样本内”和“样本外”的划分时间点、参数优化的取值范围等等。此外,正如 Copper 和 Gulen(2006)所指出的,遗传编程和非线性研究之类的方法都非常依赖于高强度的计算机运算,而相关文献试图将这些方法应用到数十年前计算机技术还没有发展和普及的样本时间段,非常不符合当时投资者所面临的现实情况。

正是由于风险调整、交易成本以及数据过度挖掘等问题的存在,尽管现有的证据更偏向于支持技术分析的可盈利性,并且相关的实证研究方法也已有了很大的提升,但学术界仍然对技术分析抱有怀疑态度。Cochrane(2001)在其所著的资产定价教科书中总结道:“尽管数十年来人们反复挖掘数据,各种媒体报道也在试图解释市场的动向,但真正可以超越交易成本且没有使投资者隐性的暴露在额外风险中的技术交易规则还从未被令人信服地证实。”

然而,金融业界显然不这么认为。技术分析在各类市场中都不乏海量的忠实拥趸。对此,新晋诺贝尔经济学奖得主 Shiller(1990)在其早年针对美国 1987 年股灾的调查研究中指出:“显然,现实中的经济参与者所使用的价格预测模型与经济学家所认可的并不一致。”

第六节 本章小结

在 1960—2011 年的 154 篇实证文献中,有 88 篇肯定了技术分析的价格预测力,有 38 篇得到了否定性的结果,其余 28 篇则得出了混合性的结论。也就是说,技术分析可盈利性的支持性证据所占比例达到了 57.1%,这对弱式有效市场假说提出了直接的挑战。表 2.2 将相关文献的实证结果按市场类型进行了分类。

表 2.2 将 1960—2011 年的技术分析相关文献按实证
结果和市场类型分组

结 论	股票市场	期货市场	外汇市场	总 计	总计比例
肯定可盈利性	46	17	25	88	57.1%
否定可盈利性	18	7	13	38	24.7%
混合性的结果	17	5	6	28	18.2%
总 计	81	29	44	154	100%

然而,现有文献的实证方法仍然存在一些受到普遍指责的问题,包括:风险调整方法远非尽善尽美,交易成本的估算方式也值得商榷,特别是最关键的数据过度挖掘的问题还是难以得到彻底解决。因此,学术界对于实证结果仍然抱有一定的怀疑态度,至今没有达成统一的结论。特别是近年来在美国的各类金融市场中,技术分析的表现被证明是在走下坡路,使得最新的实证研究大多瞄准了美国以外的市场,特别是欧洲和亚太地区。相较而言,美国作为最成熟的经济体之一,其金融市场的有效性目前确实要强于其他国家的金融市场,尽管其或许也经历过市场有效性不高的历史阶段。

近年来,除了参数优化和样本外测试这一标准步骤之外,相关研究的主流仍然是围绕着如何找到更加彻底的方法,利用最先进的统计和计算机技术,来进一步解决数据过度挖掘的问题,现实可行性检查法和遗传编程就是其中代表性的产物。但是,这两种方法目前来看也各自存在白璧微瑕之处,未来随着统计学和其他交叉学科的发展,或许会有更加完美的解决方案出现。

针对海量的实证结果,也有学者试图从不同角度对于技术分析的可盈利性进行解释,然而目前还没有形成适用于各类市场的系统性的理论,缺乏相对而言能够放之四海而皆准的解释,这为今后的研究留下了另一个值得填补的空白。

第三章 理论模型

第一节 共通部分

一、框架设定

在理论部分中,本书根据金融学的基本原理,在同一框架下,建立了三个简单的资产定价模型,以试图说明技术分析产生经济收益的可能原因。此三个模型可分别称为信息发现模型(Information Discovery Model)、趋势追随模型(Trend Chasing Model)以及羊群效应模型(Herding Effect Model)。

这三个模型各自有其独特的前提假设,相互之间是并列关系,但是模型设定还是有一些共通之处:都假设市场中存在一种无限供给的无风险资产和一种总供给为常数 S 的有风险的股票^①,市场中投资者的总数为常数 N 。

二、需求函数

首先设想存在期初和期末两个时间。在期初时,代表性的投资者 i 在该无风险资产和有风险的股票之间分配其初始财富 W^0 ,可得

^① 现实中,国债通常被视为无风险资产。而这里的有风险资产也可以换成股票之外的其他金融资产,只需对模型稍作调整即可。模型中聚焦于股票市场,是为了与实证部分结合得更紧密。

$$W^0 = B + p q_i \quad (1)$$

其中, B 是分配在无风险资产中的总额, p 是当前股票价格, q_i 是该投资者对于股票的需求量。投资者根据自身所获得的信息并加以判断后, 对于该股票的期末价值所形成的估值为 V_i ①。给定无风险回报率 r , 该投资者期末的期望总财富为其所持的无风险资产和有风险股票期末价值之和

$$W^1 = (1+r)B + V_i q_i = (1+r)(W^0 - p q_i) + V_i q_i \quad (2)$$

根据理论文献中的惯例, 为了简化计算, 假设所有投资者的初始资产为 0, 但是他们能够以无风险利率无限地借贷②, 可得

$$W^1 = q_i [V_i - p(1+r)] \quad (3)$$

假设所有投资者均有相同的风险厌恶系数 α , 对于股票期末价值的方差也有相同的估计值 σ^2 。风险厌恶的投资者最大化其标准效用函数:

$$\begin{aligned} \text{Max } U_i &= E(W^1) - \frac{\alpha}{2} \text{Var}(W^1) \\ &= q_i [V_i - p(1+r)] - \frac{\alpha}{2} q_i^2 \sigma^2 \end{aligned} \quad (4)$$

为了简化计算, 假定无风险利率 $r=0$, 由一阶条件可知该投资者对于股票的需求为

$$q_i = \lambda(V_i - p) \quad (5)$$

其中, $\lambda = 1/\alpha \sigma^2$, 刻画了投资者对于风险的态度。

式(5)所给出的需求函数描绘出向下倾斜的需求曲线, 投资者的需求弹性由其对于风险的态度 λ 决定。该标准需求函数近

① 股票的内在价值理论上由未来的红利决定, 不同的投资者可以根据各自的预期得到不同的估值。

② 该假设等价于可以卖空无风险资产, 其唯一目的是简化不必要的烦琐表达式, 而对于最终推导出的需求函数的结构不会产生本质性的影响。

年来被广泛用于刻画代表性的投资者对于股票等风险资产的需求(例如, Domowitz 等人, 1997; Chen 等人, 2002; Hong 和 Stein, 2003)。

三、初始均衡

在 t_0 时刻, 市场处于均衡状态。假设所有投资者获得了相同的信息, 不存在有价值的重大非公开信息^①, 此时所有投资者的意见一致, 其估值为相同的 F 。根据(5)式给出的需求函数, 此时的市场出清条件为

$$N\lambda(F - p_0) = S \quad (6)$$

可求得初始均衡价格

$$p_0^* = F - \frac{S}{N\lambda} \quad (7)$$

第二节 信息发现模型

一、前提假设

Grossman 和 Stiglitz(1976, 1980)认为市场中存在摩擦, 信息的收集和分析是有成本的, 当前价格会受到噪声的影响, 并不能完全反映公开信息和投资者的私有信息。Brown 和 Jennings(1989)认为在信息不对称的情况下, 理性投资者可以结合历史价格对信息进行更准确的揭示。

顺着这样的思路, 本书的第一个模型包含 t_0 到 t_6 共计 7 个时间, 并假设市场中总共存在三类投资者: 将拥有私有信息的投资

^① 例如年报不久前已公布, 企业经营正常稳定, 无任何重大战略或财务决策, 宏观经济运行平稳。

者称为知情投资者,他们根据这些私有信息进行交易,占有所有投资者的比例为 c ;将使用技术分析的非知情投资者称为技术交易者,他们根据技术分析获得的买入—卖出信号交易,占有所有投资者的比例为 b ;将其他不使用技术分析的非知情投资者称为普通投资者,他们根据公开信息进行交易,占有所有投资者的比例为 $1-b-c$ ^①。这三类投资者都满足传统的理性人假设,但是他们之间存在信息不对称。

前提假设(assumption)1A: 市场中存在信息不对称,其中少部分投资者获得了私有信息。

设想在 t_1 和 t_4 时刻,股票价格会分别受到非公开的正面利好信息冲击 $H(H>0)$ 和负面利空信息冲击 $-H$, H 的大小代表信息价值含量的高低,体现了该信息冲击的重要程度。由于存在信息不对称,只有知情交易者方可立刻获知该信息,并且这两个信息分别直到 t_3 和 t_6 才会变成公开信息,被所有投资者获知。

大多数技术交易规则的核心是通过各种指标来判定趋势,一旦价格的波动出现某种符合条件的动作,那么就会产生相应的交易信号。

前提假设 1B: 技术分析可以探测出由知情交易者导致的价格异动,产生与知情交易者所持的私有信息相符合的交易信号。

在正面和负面信息冲击出现之后,技术交易者可以使用技术分析分别获得相应的买入和卖出信号,从而延迟一个时刻获知 H 和 $-H$ 。而要再延迟一个时刻之后,这些信息才会成为公开信息,此时将被普通投资者接收到。

根据上述前提假设,表 3.1 给出了信息发现模型的时间轴。可以看出,知情交易者可以最早获知信息冲击,并率先调整自己的

① 本书假设各类投资者的比例在一定的时期内相对不变,取决于投资者的习惯、知识、信念以及其他特征。在未来的扩展研究中,可以将不同类型投资者的比例设定为动态的,即如果技术分析在前期取得了成功,那么非技术交易者可以通过学习成为技术交易者;反之亦然。

估值。技术交易者紧随其后,在出现买入或卖出信号时相应上调和下调自己的估值。普通投资者的消息最为闭塞,必须等该信息成为公开信息后才会修正自己的估值。

表 3.1 信息发现模型的时间轴

时 刻	t_0	t_1	t_2	t_3	t_4	t_5	t_6
事 件	初始均衡状态	利好信息冲击	出现买入信号	利好信息公开	利空信息冲击	出现卖出信号	利空信息公开
知情交易者的估值	F	$F+H$	$F+H$	$F+H$	F	F	F
技术交易者的估值	F	F	$F+H$	$F+H$	$F+H$	F	F
普通投资者的估值	F	F	F	$F+H$	$F+H$	$F+H$	F

二、均衡推演

在 t_1 时刻,知情交易者的估值根据私有信息上调为 $F+H$,此时的市场出清条件为

$$cN\lambda(F+H-p_1) + (1-c)N\lambda(F-p_1) = S \quad (8)$$

求得此时的均衡价格

$$p_1^* = F - \frac{S}{N\lambda} + cH \quad (9)$$

在 t_2 时刻,根据买入信号,技术交易者的估值也修正为 $F+H$,新的市场出清条件为

$$(b+c)N\lambda(F+H-p_2) + (1-b-c)N\lambda(F-p_2) = S \quad (10)$$

求得此时的均衡价格

$$p_2^* = F - \frac{S}{N\lambda} + (b+c)H \quad (11)$$

在 t_3 时刻,普通投资者也获知了此前的利好消息,估值同样修正为 $F+H$,新的市场出清条件为

$$N\lambda(F+H-p_3) = S \quad (12)$$

求得此时的均衡价格

$$p_3^* = F - \frac{S}{N\lambda} + H \quad (13)$$

在 t_4 时刻,知情交易者得知了负面冲击 $-H$ (卖出信号),其估值修正为 F ,新的市场出清条件为

$$(1-c)N\lambda(F+H-p_4) + cN\lambda(F-p_4) = S \quad (14)$$

求得此时的均衡价格

$$p_4^* = F - \frac{S}{N\lambda} + (1-c)H \quad (15)$$

而到了 t_5 时刻,技术交易者观察到卖出信号,其估值也修正为 F ,新的市场出清条件为

$$(b+c)N\lambda(F-p_5) + (1-b-c)N\lambda(F+H-p_5) = S \quad (16)$$

求得此时的均衡价格

$$p_5^* = F - \frac{S}{N\lambda} + (1-b-c)H \quad (17)$$

在 t_6 时刻,所有投资者都获知了该负面信息,新的市场出清条件为

$$N\lambda(F-p_6) = S \quad (18)$$

求得此时的均衡价格

$$p_6^* = F - \frac{S}{N\lambda} \quad (19)$$

若投资者根据技术分析的买入—卖出信号交易,由(11)式和(17)式可计算其获得的收益为

$$R_T = p_5^* - p_2^* = (1 - 2b - 2c)H \quad (20)$$

若投资者秉持被动的买入—持有策略,由(7)式和(19)式可知其获得的收益为

$$R_B = p_6^* - p_0^* = 0 \quad (21)$$

故技术分析的超额收益为

$$EP = R_T - R_B = (1 - 2b - 2c)H \quad (22)$$

三、静态分析

令 $EP > 0$, 由(22)式可得 $b + c < 0.5$, 从而获得超额收益大于零的条件, 此时进一步将该式对 H 求偏导数, 可得

$$\frac{\partial EP}{\partial H} = 1 - 2(b + c) > 0 \quad (23)$$

而将(22)式分别对 b 和 c 求偏导数, 易知

$$\frac{\partial EP}{\partial b} = \frac{\partial EP}{\partial c} = -2H < 0 \quad (24)$$

从而证明定理 1: 若存在信息发现效应, 当知情交易者与技术交易者的总数不到全部投资者的一半时, 技术分析可以产生超额收益, 此时若信息的价值含量 H 越高, 技术分析的超额收益越高; 当技术交易者比例 b 或知情交易者比例 c 越低时, 技术分析的超额收益越高。

参数 c 和 H 共同衡量了信息不透明的程度, 当知情交易者的比例 c 越少或私有信息的重要程度 H 越高时, 信息不透明的程度也就越高。

信息发现模型假设投资者是理性的, 但是市场中存在信息

不对称和信息传播上的摩擦,价格对于非公开信息调整需要一个缓慢的过程。在短期内,非公开的信息冲击不会马上反映到价格中,技术交易者此时可以使用技术分析提前发现这些非公开信息。因此,每当发生新的信息冲击,技术分析都可能产生超额收益,但是较高的信息透明度会削弱其作用。而当较多投资者使用技术分析时,他们的密集套利会修正股价,同样会降低超额收益。

四、数值实例

设想一个数值实例,其中投资者总数 N 和股票的总供给数 S 均为 10 000,投资者对风险的态度 λ 为 1,所有投资者的初始估值 F 为 10。可求得初始均衡价格 $p_0^* = 9$, F 与 p_0^* 之差为风险溢价。此时每个投资者的需求都是 $1 \times (10 - 9) = 1$,市场处于出清状态。

根据不同的技术交易者比例 b 、知情交易者比例 c 以及信息价值含量 H ,可以获得不同的均衡演变路径。例如,若 $b = 0.2, c = 0.1, H = 1$,那么依据(9)、(11)、(13)、(15)、(17)、(19)式可求得各时刻的均衡价格 $p_1^* = 9.1, p_2^* = 9.3, p_3^* = 10, p_4^* = 9.9, p_5^* = 9.7, p_6^* = 9$ 。此时买入—持有收益为 $R_B = 0$,技术分析的收益为 $R_T = 0.4$,超额收益为 $EP = 0.4$ 。

表 3.2 和图 3.1 分别给出了在给定 c 和 H 时,技术交易者比例 b 的不同取值之下均衡价格的演变路径,以及 b 和超额收益 EP 的相互关系,可以看出存在明显的负相关关系。表 3.3 和图 3.2 给出了在给定 b 和 H 时,知情交易者比例 c 的不同取值之下均衡价格的演变路径,以及 c 和超额收益 EP 的相互关系,同样可以看出明显的负相关关系。表 3.4 和图 3.3 给出了在给定 c 和 b 时,信息价值含量 H 的不同取值之下均衡价格的演变路径,以及 H 和超额收益 EP 的相互关系,可以看出在 b 与 c 之和小于 0.5 的情况下,所呈现出的负相关关系。

表 3.2 信息发现模型中技术交易者比例 b 不同取值之下的
均衡价格演变(给定 $c=0.1, H=1$)

b	p_0^*	p_1^*	p_2^*	p_3^*	p_4^*	p_5^*	p_6^*	EP
0.1	9	9.1	9.2	10	9.9	9.8	9	0.6
0.2	9	9.1	9.3	10	9.9	9.7	9	0.4
0.3	9	9.1	9.4	10	9.9	9.6	9	0.2
0.4	9	9.1	9.5	10	9.9	9.5	9	0
0.5	9	9.1	9.6	10	9.9	9.4	9	-0.2
0.6	9	9.1	9.7	10	9.9	9.3	9	-0.4

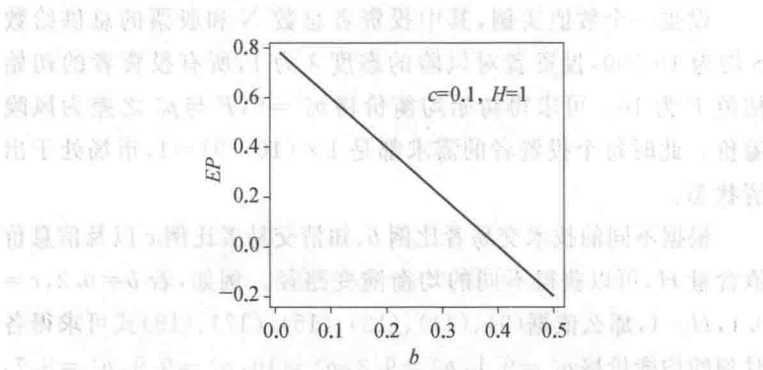


图 3.1 技术交易者比例 b 与超额收益 EP 的
相互关系(给定 $c=0.1, H=1$)

表 3.3 信息发现模型中知情交易者比例 c 不同取值之下的
均衡价格演变(给定 $b=0.2, H=1$)

c	p_0^*	p_1^*	p_2^*	p_3^*	p_4^*	p_5^*	p_6^*	ER
0.05	9	9.05	9.25	10	9.95	9.75	9	0.5
0.1	9	9.1	9.3	10	9.9	9.7	9	0.4
0.15	9	9.15	9.35	10	9.85	9.65	9	0.3
0.2	9	9.2	9.4	10	9.8	9.6	9	0.2
0.25	9	9.25	9.45	10	9.75	9.55	9	0.1
0.3	9	9.3	9.5	10	9.7	9.5	9	0

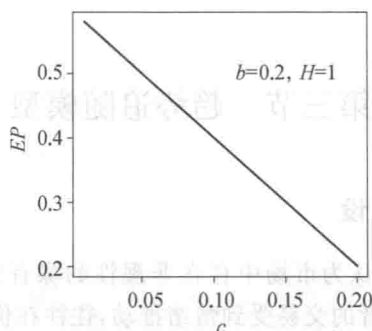


图 3.2 知情交易者比例 c 与超额收益 EP 的相互关系 (给定 $b=0.2, H=1$)

表 3.4 信息发现模型中信息价值含量 H 不同取值之下的均衡价格演变 (给定 $b=0.2, c=0.1$)

H	p_0^*	p_1^*	p_2^*	p_3^*	p_4^*	p_5^*	p_6^*	ER
0.5	9	9.05	9.15	9.5	9.45	9.35	9	0.2
1	9	9.1	9.3	10	9.9	9.7	9	0.4
1.5	9	9.15	9.45	10.5	10.35	10.05	9	0.6
2	9	9.2	9.6	11	10.8	10.4	9	0.8
2.5	9	9.25	9.75	11.5	11.25	10.75	9	1
3	9	9.3	9.9	12	11.7	11.1	9	1.2

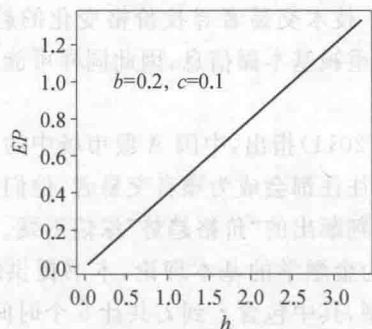


图 3.3 信息价值含量 H 与超额收益 EP 的相互关系 (给定 $b=0.2, c=0.1$)

第三节 趋势追随模型

一、前提假设

Black(1986)认为市场中存在非理性的噪音交易者和理性的知情交易者。前者的交易受到情绪推动,往往在价格上涨时买入,下跌时卖出,追随趋势进行交易,自认为获得了信息,而实际上只是噪声。与之相对,理性交易者则根据真实价值信息进行交易,他们本应该在价格低估时买入,价格高估时卖出进行套利。但是根据 De Long 等(1990)的论断,当市场中存在大量噪音交易者的时候,他们的交易行为短期内可能会使价格进一步高估或低估。此时,风险厌恶的理性交易者的套利行为受到了限制。相反,他们的最优选择是顺应趋势,这在短时间内将进一步助长价格的偏离程度。即使是在长期,非理性的噪音交易者作为一个整体也能生存在市场中,他们承担了由他们自己创造出来的高风险,从而有可能获得比理性投资者更高的回报(De Long 等人,1991;Slezak,2003)。

Shleifer 和 Summer(1990)认为技术分析本身就刻画了一种趋势追随的过程。技术交易者寻找价格变化的趋势,并随波逐流进行交易,而并不重视基本面信息,因此同样可能会获得短期或长期的收益。

Moosa 和 Li(2011)指出,中国 A 股市场中的个人投资者由于知识和经验所限,往往都会成为噪音交易者,他们表现出过度自信的特征,对自己所判断出的“价格趋势”深信不疑。

根据上述行为金融学的基本理论,本书提供的第二个模型称之为趋势追随模型,其中包含 t_0 到 t_4 共计 5 个时间。在该模型中,不用明确限定究竟是哪些投资者在使用技术分析,而是假设存在两类投资者:理性投资者和非理性的噪音交易者。

前提假设 2A: 市场中存在非理性的噪音交易者,他们在价格上涨后追涨买入,在价格下跌后杀跌卖出。

定义 $K(K>0)$ 为噪音交易者的非理性反应程度,当 K 小于 1 时,表现为反应不足;当 K 大于 1 时,表现为反应过度,并且若 K 越大,噪音交易者追随趋势的行为就越强。当利好消息出现时,他们的估值会受到非理性的扭曲,将信息的价值含量放大为 K 倍,使得价格急剧上涨,从而可能催生泡沫。同时根据有限套利理论,理性交易者此时的最优选择是随波逐流,而不是反向套利,直到出现足以逆转趋势的重大负面信息。在利空消息出现时,也同样可能导致价格急剧下跌,引发市场崩溃。

前提假设 2B: 理性交易者的套利存在局限,他们会选择追随趋势,直到出现重大的逆向信息。

根据上述前提假设,表 3.5 给出了趋势追随模型的时间轴。可以看出,噪音交易者的估值变化始终会受到参数 K 的非理性放大,而理性投资者始终根据基本面信息调整自己的估值,不会受到噪音交易者的影响而去反向套利。

表 3.5 趋势追随模型的时间轴

时 刻	t_0	t_1	t_2	t_3	t_4
事 件	初始均衡状态	出现买入信号	噪音交易者追涨	出现卖出信号	噪音交易者杀跌
噪音交易者的估值	F	F	$F+KH$	$F+KH$	F
理性交易者的估值	F	$F+H$	$F+H$	F	F

二、均衡推演

在 t_1 时刻,利好消息冲击 H 到来,关注基本面的理性投资者的估值上升为 $F+H$,从而市场出清条件变为

$$gN\lambda(F-p_1) + (1-g)N\lambda(F+H-p_1) = S \quad (25)$$

求得此时的均衡价格

$$p_1^* = F - \frac{S}{N\lambda} + (1-g)H \quad (26)$$

此时,使用技术交易规则可观察到买入信号。

在 t_2 时刻,噪音交易者发现了价格从 t_0 到 t_1 的上涨趋势,并选择追随该趋势,其估值变为 $F+KH$,其中 K 刻画了非理性情绪对其估值的影响,而理性投资者的估值保持不变,从而获得新的市场的出清条件

$$gN\lambda(F+KH-p_3) + (1-g)N\lambda(F+H-p_3) = S \quad (27)$$

求得此时的均衡价格

$$p_2^* = F - \frac{S}{N\lambda} + gKH + (1-g)H \quad (28)$$

在 t_3 时刻,新的利空消息到来,理性投资者的估值下降为 F ,而噪音交易者的估值在趋势逆转前尚保持不变,从而获得新的市场的出清条件

$$gN\lambda(F+KH-p_2) + (1-g)N\lambda(F-p_2) = S \quad (29)$$

求得此时的均衡价格

$$p_3^* = F - \frac{S}{N\lambda} + gKH \quad (30)$$

此时,使用技术交易规则可观察到卖出信号。

到了 t_4 时刻,噪音交易者发现了价格从 t_2 到 t_3 的下跌趋势,并选择追随该趋势,使得其估值变为 F ,新的市场的出清条件为

$$N\lambda(F-p_4) = S \quad (31)$$

求得此时的均衡价格

$$p_4^* = F - \frac{S}{N\lambda} \quad (32)$$

若投资者根据技术分析的买入—卖出信号交易,由(26)式和(30)式可计算其获得的收益为

$$R_T = p_3^* - p_1^* = (gK + g - 1)H \quad (33)$$

若投资者秉持被动的买入—持有策略,由(7)式和(32)式可知其获得的收益为

$$R_B = p_4^* - p_0^* = 0 \quad (34)$$

故技术分析的超额收益为

$$EP = R_T - R_B = (gK + g - 1)H \quad (35)$$

三、静态分析

令 $EP > 0$, 由(35)式可得 $g(K+1) > 1$, 从而获得了技术分析产生超额收益的条件。例如, 若 $g = 0.5$, 则只要噪音交易者表现为过度反应 ($K > 1$), 就会使得技术分析的超额收益为正。

进一步将(35)式分别对 g 和 K 求偏导数, 易知

$$\frac{\partial EP}{\partial g} = (K+1)H > 0 \quad (36)$$

$$\frac{\partial EP}{\partial K} = gH > 0 \quad (37)$$

从而证明定理 2: 若存在趋势追随效应, 当噪音交易者的比例 g 和非理性反应程度 K 足够高, 满足 $g(K+1) > 1$ 时, 技术分析可以产生超额收益; 若噪音交易者的比例 g 和非理性反应程度 K 越高, 技术分析的超额收益越高。

参数 g 和 K 共同衡量了市场中的投资者情绪强度, 若噪音交易者比例越高, 反应越激烈, 则市场整体受到非理性情绪的影响就越大。

趋势追随模型假设市场中存在大量非理性的噪音交易者, 技术分析产生的交易信号反映了他们追随趋势的行为, 而理性

投资者的套利则受到了限制,从而表现出了超额收益。较高的噪音交易者比例和非理性反应程度都意味着市场中总体的投资者情绪较强,此时股价的趋势性会愈加明显,技术分析的作用也就越大。

四、数值实例

同样设想一个数值实例,其中, $N=S=10\ 000$, $\lambda=1$, $F=10$ 。可求得初始均衡价格 $p_0^*=9$ 。此时每个投资者的需求都是 1,市场处于出清状态。同时,给定信息的价值含量 $H=1$ 。

根据不同的噪音交易者比例 g 和非理性反应程度 K ,可以获得不同的均衡演变路径。例如,若 $g=0.5$, $K=2$,那么依据(26)、(28)、(30)、(32)式可求得各时刻的均衡价格 $p_1^*=9.5$, $p_2^*=10.5$, $p_3^*=10$, $p_4^*=9$ 。此时买入—持有收益为 $R_B=0$,技术分析的收益为 $R_T=0.5$,超额收益为 $EP=0.5$ 。

表 3.6 和图 3.4 分别给出了在给定 K 时,噪音交易者比例 g 的不同取值之下均衡价格的演变路径,以及 g 和超额收益 EP 的相互关系,可以看出存在明显的正相关关系。表 3.7 和图 3.5 给出了在给定 g 时,反应程度 K 的不同取值之下均衡价格的演变路径,以及 K 和超额收益 EP 的相互关系,可以看出存在明显的正相关关系。

表 3.6 趋势追随模型中噪音交易者比例 g 不同取值之下的
均衡价格演变(给定 $K=2$, $H=1$)

g	p_0^*	p_1^*	p_2^*	p_3^*	p_4^*	EP
0.3	9	9.7	10.3	9.6	9	-0.1
0.4	9	9.6	10.4	9.8	9	0.2
0.5	9	9.5	10.5	10	9	0.5
0.6	9	9.4	10.6	10.2	9	0.8
0.7	9	9.3	10.7	10.4	9	1.1
0.8	9	9.2	10.8	10.6	9	1.4

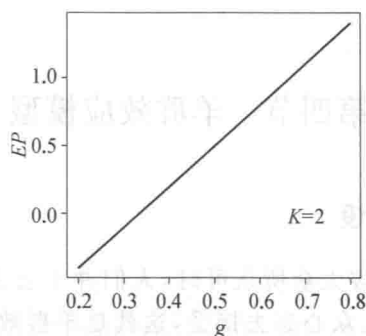


图 3.4 噪音交易者比例 g 与超额收益 EP 的相互关系 (给定 $K=2$)

表 3.7 趋势追随模型中非理性反应程度 K 不同取值之下的均衡价格演变 (给定 $g=0.5, H=1$)

K	p_0^*	p_1^*	p_2^*	p_3^*	p_4^*	EP
0.5	9	9.5	9.75	9.25	9	-0.25
1	9	9.5	10	9.5	9	0
1.5	9	9.5	10.25	9.75	9	0.25
2	9	9.5	10.5	10	9	0.5
2.5	9	9.5	10.75	10.25	9	0.75
3	9	9.5	11	10.5	9	1

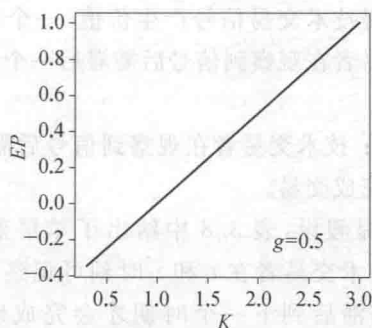


图 3.5 非理性反应程度与超额收益 EP 的相互关系 (给定 $g=0.5$)

第四节 羊群效应模型

一、前提假设

当一个事件被大众所认可时，人们并不会去思考其本身的意义，而会出于从众心态去接受，这就是羊群效应。Froot 等人（1992）认为市场中的一批“羊群”投资者会基于相同的信息进行交易，他们一窝蜂式的行为会使得价格向着看上去有利于他们的方向变动，并在同类投资者的共同推动中获得短期收益。

技术分析或许就是一个典型的例子：当大量投资者都在使用类似的技术交易规则的时候，他们观察到同样的信号并据此进行交易，尽管这些信号本身可能并没有真实的意义。

本书最后一个模型包含 t_0 到 t_4 共计 5 个时间，市场中存在两类投资者：技术交易者和理性投资者。

前提假设 3A：大量技术交易者使用同质的技术交易规则，可以同时观察到一致的技术交易信号，尽管这些信号并没有体现真实的基本面信息。

此时若要使得技术交易信号产生价值，一个前提就是存在羊群行为的技术交易者在观察到信号后需滞后一个时期才会确认并完成相应的交易。

前提假设 3B：技术交易者在观察到信号后需进行确认，滞后一个时期后才会完成交易。

根据上述前提假设，表 3.8 中给出了羊群效应模型的时间轴。可以看出，技术交易者在 t_1 和 t_3 时刻可观察到无意义的买入和卖出信号，但需滞后到下一个时期才会完成确认和交易。而由于不存在真实的基本面信息，理性投资者的估值始终保持不变。

表 3.8 羊群效应模型的时间轴

时 刻	t_0	t_1	t_2	t_3	t_4
事 件	初始 状态	出现买 入信号	羊群买 入行为	出现卖 出信号	羊群卖 出行为
技术交易者的估值	F	F	$F+H$	$F+H$	F
理性投资者的估值	F	F	F	F	F

二、均衡推演

t_1 时刻,技术分析产生了买入信号,而价格仍维持在

$$p_1^* = p_0^* = F - \frac{S}{N\lambda} \quad (38)$$

到了 t_2 时刻,技术交易者确认买入信号,估值集体上升为 $F+H$,从而同时产生“羊群”买入行为,此时的市场出清条件为

$$Nb(F+H-p_2) + N(1-b)\lambda(F-p_2) = S \quad (39)$$

求得此时的均衡价格

$$p_2^* = F - \frac{S}{N\lambda} + bH \quad (40)$$

t_3 时刻,技术分析产生了卖出信号,而价格仍维持在

$$p_3^* = p_2^* = F - \frac{S}{N\lambda} + bH \quad (41)$$

到了 t_4 时刻,技术交易者确认卖出信号,估值集体下降为 F ,同时产生“羊群”卖出行为,均衡价格恢复为

$$p_4^* = F - \frac{S}{N\lambda} \quad (42)$$

若根据技术分析的买入—卖出信号计算,由(38)式和(41)式

可计算其获得的收益为

$$R_T = p_3^* - p_1^* = bH \quad (43)$$

若投资者秉持被动的买入—持有策略,由(7)式和(42)式可知其获得的收益为

$$R_B = p_4^* - p_0^* = 0 \quad (44)$$

因此,从事后的角度看,技术分析所能录得的超额收益为

$$EP = R_T - R_B = bH > 0 \quad (45)$$

三、静态分析

在该模型中,只要存在技术交易者,那么技术分析从表面上看就始终能录得超额收益,对(45)式求偏导数,易知

$$\frac{\partial EP}{\partial b} = H > 0 \quad (46)$$

从而证明定理 3: 若存在羊群效应,当技术交易者的比例 b 越高时,技术分析的超额收益越高。

羊群效应模型假设技术分析本身是一种非理性的羊群行为,其所以有效只是因为人们相信它是有效的。大量技术交易者自身的行为令技术分析的预测得以“自我实现”,此时技术交易信号看上去可以产生超额收益,但并不意味着技术交易者一定可以获取这些超额收益。越多投资者使用技术分析,羊群效应就越强,从而推动价格向着他们所期望的方向运动得越剧烈,因此也就表现出了更高的收益。

四、数值实例

继续设想一个数值实例,其中同样有 $N = S = 10\,000$, $\lambda = 1$, $F = 10$ 。可求得初始均衡价格 $p_0^* = 9$,并给定信息的价值含量

$H=1$ 。

根据不同的技术交易者比例 b , 可以获得不同的均衡演变路径。例如, 若 $b=0.2$, 那么依据(38)、(40)、(41)、(42)式可求得各时刻的均衡价格 $p_1^*=9$, $p_2^*=9.2$, $p_3^*=9.2$, $p_4^*=9$ 。此时买入一持有收益仍然为 $R_B=0$, 技术分析录得的收益为 $R_T=0.2$, 超额收益为 $EP=0.2$ 。

表 3.9 和图 3.6 分别给出了技术交易者比例 b 的不同取值之下均衡价格的演变路径, 以及 b 和超额收益 EP 的相互关系, 可以看出存在明显的正相关关系。

表 3.9 羊群效应模型中技术交易者比例 b 不同取值之下的均衡价格演变 (给定 $H=1$)

b	p_0^*	p_1^*	p_2^*	p_3^*	p_4^*	EP
0.1	9	9	9.1	9.1	9	0.1
0.2	9	9	9.2	9.2	9	0.2
0.3	9	9	9.3	9.3	9	0.3
0.4	9	9	9.4	9.4	9	0.4
0.5	9	9	9.5	9.5	9	0.5
0.6	9	9	9.6	9.6	9	0.6

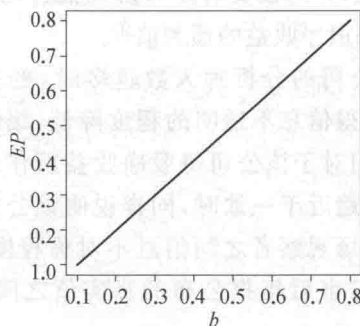


图 3.6 噪音交易者比例与超额收益 EP 的相互关系 (给定 $K=2$)

第五节 待检验假设

一、信息发现效应

究竟哪一个模型更能反映现实市场中投资者的行为？针对股票市场中不同上市公司的基本面特征和技术交易信号自身的特征，三个模型对于技术分析的超额收益水平有着不同的预测。据此可以提出一系列互斥的假设，以期找出最具解释力的模型。

根据信息发现模型，技术分析是信息不对称的情况下技术交易者对于未知信息的理性推断。那么由定理 1 可知，技术分析对于股票价格的预测力应取决于信息不透明的程度。当市场中基本面信息获取的成本很高或者存在大量私有信息时，技术分析能发挥较大的作用。

本书使用分析师预测相关指标作为信息不透明程度的代理变量，包括股票的分析师预测次数、分析师预测标准差和分析师预测误差。证券行业中的分析师在资本市场中起到了信息挖掘和传播媒介的作用，他们会对上市公司的基本面信息进行追踪研究，作出自己的判断和估值，并向投资者发布研究报告，提供投资建议，并给出该公司年度每股净收益的预测值^①。

当研究一家公司的分析师人数越多时，更多的信息可能被挖掘出来，从而使得信息不透明的程度降低，缓解了信息不对称的问题。而当他们对于该公司每股净收益所作出的预测值的标准差越小、预测越趋近于一致时，同样说明该公司的信息公开程度较高，不同的市场观察者之间信息不对称程度较低。此外，若分析师的预测值与事后年报公布的真实值之间的误差越小，说

^① 分析师预测相关变量的使用可参见 Brennan 和 Subrahmanyam (1995)，Krishnaswami 和 Subramaniam (1998)。

明市场对于该公司的信息掌握得较为准确,意味着其信息不透明的程度越低。

另一方面,若股票流动性较高,价格根据信息调整得较快,技术分析就会被使用得愈密集,大量套利行为将使得其隐含的信息被反映在价格中,从而降低其作用。本书使用了 Amihud 非流动比率(Amihud illiquidity ratio)和换手率作为流动性的代理变量。前者由 Amihud(2002)提出,用于衡量市场的深度和流动性。当 Amihud 比率越高时,说明一定程度的成交金额对于价格的冲击越大,意味着股票的流动性越差。而较高的换手率表明市场的成交较为活跃,说明股票的流动性较强。

此外,较高的历史超额收益和频繁的技术交易信号会吸引更多的人成为技术交易者,同样由定理 1 可知使用技术交易者的人数越多时,他们的交易行为同样会使得信息很快被体现在价格中,此时技术分析的超额收益较低。

待检验假设(hypothesis)1:若技术分析的作用可由信息发现效应解释,那么其超额收益应与分析师预测次数、换手率、历史超额收益以及新信号频率负相关;与分析师预测标准差、分析师预测误差以及 Amihud 比率正相关。

二、趋势追随效应

根据趋势追随模型,技术分析的作用取决于投资者的非理性程度。由定理 2 可知,当某只股票的投资者情绪越强,技术分析便会体现出更大的作用。投资者情绪的影响强弱可由股票回报率的波动率来衡量。若股票的价格存在大起大落,波动率高企,往往说明其受投资者情绪的影响越强。

另一个可衡量投资者情绪的代理变量是换手率(Baker 和 Wurgler, 2006)。当一只股票的交易频繁、换手率较高时,可以认为其投资者的情绪比较强烈,非理性的交易行为较多。

待检验假设 2:若技术分析的作用可由趋势追随效应解释,那么其超额收益应与股票的波动率和换手率正相关。

三、羊群效应

根据羊群效应模型,技术分析的超额收益只是来源于大量技术交易者自身的羊群行为对价格造成的冲击。由定理 3 可知,如果同时使用技术分析的投资者数量越多,那么其对价格的影响也就越强,所录得的超额收益也就越高。

本书选取了三个指标作为技术交易者数量的代理变量。首先,如果过去的技术分析的收益越高,那么自然产生广告效应,使得更多的投资者受到吸引而成为技术交易者。其次,若某家公司的股票技术交易信号出现得较频繁,那么技术交易者会认为自己在其中有更多的用武之地,从而会更多地关注该股票,这也预示着羊群效应会更强。最后,当同时使用技术分析的投资者越多,并且他们的交易越集中时,技术分析的效果也将越好。因此,若新技术交易信号出现当日的换手率越大,说明可能有越多技术交易者参与了交易,从而对于价格的推动力越强,技术分析的作用也就体现得越大。

待检验假设 3: 若技术分析的作用可由羊群效应解释,那么其超额收益应与历史超额收益、新信号频率和当日换手率正相关。

第六节 本章小结

本章所建立的三个简单的资产定价模型构成了本书的理论部分,这三个模型分别是基于不同的前提假设,刻画了不同类型投资者的行为,形成了不同的均衡演变路径,文中也分别提供了一些数值实例。表 3.10 对三个模型中关键的前提假设进行了对比概括。

对模型中求解出的技术分析超额收益水平进行静态分析,可以获得超额收益水平的影响因素,三个模型各自产生了不同的预测。根据这些预测,可进一步构建互斥的待检验假设,表 3.11 给出了相应的预测结果。在这些待检验的假设中使用了现实数据中可以观察到的代理变量,进而可以在本书的第五章中进行后续的实证检验。

表 3.10 各理论模型中关键前提假设的对比

模型	关键假设	投资者分类	行为特征
信息发现模型	市场中存在信息不对称和信息传播上的摩擦,少部分投资者获得了私有信息,技术分析可以帮助其他投资者推测这些非公开信息	知情交易者 技术交易者 普通投资者	理性,拥有私有信息 理性,推测私有信息 理性,观察公开信息
趋势追随模型	市场中存在大量非理性的噪音交易者,而理性套利则受到了限制,价格受到投资者情绪影响产生了技术分析所预测的趋势性	理性交易者 噪音交易者	理性,观察公开信息 非理性,追涨杀跌
羊群效应模型	市场中存在大量同质的技术交易者,他们盲目地使用技术分析并据此进行交易,从而使其预测的价格走势得以“自我实现”	理性交易者 技术交易者	理性,观察公开信息 非理性,羊群行为

表 3.11 各理论模型对于技术分析超额收益水平影响因素的预测

	信息发现模型	趋势追随模型	羊群效应模型
分析师预测次数	负相关		
分析师预测标准差	正相关		
分析师预测误差	正相关		
Amihud 比率	正相关		
换手率	负相关	正相关	
历史超额收益	负相关		正相关
新信号频率	负相关		正相关
收益波动率		正相关	
当日换手率			正相关

第四章 技术分析的可盈利性检验

第一节 技术交易规则

一、技术交易规则分类

本书将技术交易规则划分为三类：第一类可称之为简单规则，主要是通过一些较为简单的数学运算获得技术分析指标，再进行代数判定，例如双重移动均线、交易区间突破、亚历山大过滤规则、相对强度指数等；第二类可称之为图形规则，主要是通过技术分析师肉眼观察图表识别技术形态，再进行几何判定，例如各类价格形态、各种 K 线图、艾略特波浪理论等；第三类可称之为复合规则，通常是由多种简单规则组合而成。

本书的实证部分主要基于前两类技术交易规则，具体包括：(1) 双重移动均线交错(Dual Moving-average Crossover)，后文简称 DMC；(2) 交易区间突破(Trading Range Break)，后文简称 TRB；(3) 亚历山大过滤规则(Alexander's Filter Rule)，后文简称 AFR；(4) 相对强度指数(Relative Strength Index)，后文简称 RSI；(5) 价格形态规则(Price Pattern Rule)，后文简称 PPR；(6) K 线图规则(Candle Stick Rule)，后文简称 CSR。其中前四种技术交易规则属于前文所定义的简单规则，后两种则属于图形规则。下面将给出这些规则的详细数学定义，其中时间序列 P_t 代表股票的日收盘价。

二、双重移动均线交错

作为一种代表性的趋势追随类规则，双重移动均线是使用最为广泛的技术分析工具之一，也是长期以来学术界最为关注的技术交易规则之一，相关研究包括 Van Horne 和 Parker(1967)，Brock 等人(1992)，Zhu 和 Zhou(2009)等。其类型主要包括简单移动均线、加权移动均线和指数移动均线三种，本书将检验最常用的简单移动均线。

所谓简单移动均线，就是在价格的时间序列上向前截取一定宽度的移动窗口，求得窗口期价格的算术平均值，作为该时间点上的移动均值。到了下一个时间点，再将该时间点的观察值加入到新的窗口中，并去除上一窗口中最早观察值。可以看出，移动均线的思想就是通过求取一段时间内价格的平均值，以平滑价格走势，获得特定期内价格平均水平的新时间序列。技术分析师认为，一旦短期移动区间向上穿越了长期移动均线，就意味着后市价格继续上涨的趋势已经形成；反之若短期移动均线向下穿越了长期移动均线，则意味着后市价格继续下跌的趋势已经形成；为了确保结论的可靠性，穿越必须达到一定的程度才能对趋势进行确认。下面将给出该规则正式的数学定义。

定义短期移动均线 $SMA_t = \frac{1}{m} \sum_{i=t-m+1}^t P_i$ 和长期移动均线 $LMA_t = \frac{1}{n} \sum_{i=t-n+1}^t P_i$ ，其中，正整数 m 和 n 分别为短期和长期均线的平滑周期，并且有 $m < n$ 。当 SMA_t 从下侧向上穿越 LMA_t 至少达 $a\%$ 时，产生买入信号；当 SMA_t 从上侧向下穿越 LMA_t 至少达 $a\%$ 时，产生卖出信号。参数 a 定义了一个区间范围，可以过滤掉频繁出现的无效信号。

图 4.1 中给出了 DMC 规则在 2012 年沪深 300 价格指数中的一个应用范例。当短期(3 日)均线自下而上刺穿长期(90 日)均线达到足够程度时，意味着所谓的价格上行趋势已经形成，产

生买入信号；而当短期（3 日）均线自上向下刺穿长期（90 日）均线达到足够程度时，意味着所谓的“价格下行趋势”已经形成，产生卖出信号。

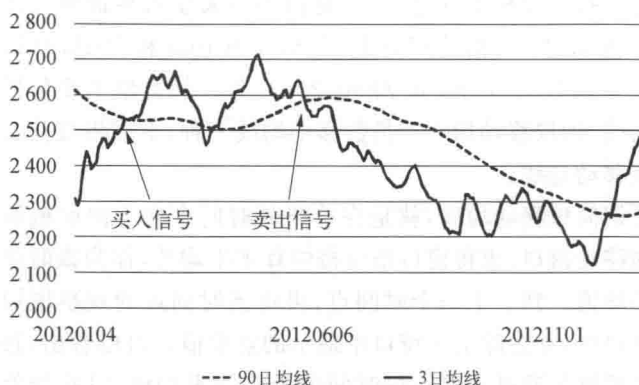


图 4.1 DMC 规则示例(基于 2012 年的沪深 300 指数)

三、交易区间突破

交易区间突破同样是一类极为常用的技术交易规则，又被称为价格通道，同样是学术界研究较多的一种规则，例如 Donchian (1960), Osler(2003), Kavajecz 和 Odders-White(2004)等。

技术分析师认为价格存在上涨、下跌和横盘整理三种趋势，在进行横盘整理时，会进入一个所谓的过渡区域，称之为“价格通道”。每当价格到达该区域的上部时，就会出现大量卖盘而倾向于回调，故将该位置称为阻力位；每当价格到达该区域下部时，就会出现大量买盘而倾向于反弹，故将该位置称为支撑位。这样，价格就会陷入反复的震荡整理。然而一旦价格能够向上突破阻力位，那么意味着看多者的力量彻底压过了看空者，从而使得横盘整理趋势转变为上涨趋势；反之一旦价格向下突破支撑位，那么意味着看空者的力量彻底压过了看多者，从而使得横盘整理趋势转变为下跌趋势。下面将给出该规则正式的数学定义。

定义阻力位 $RL_t = \max(P_{t-k+1}, P_{t-k+2} \cdots P_t)$ 和支撑位 $SL_t = \min(P_{t-k+1}, P_{t-k+2} \cdots P_t)$, 其中正整数 k 为价格通道的有效期。当 P_t 高于 RL_t 至少达 $b\%$ 时, 产生买入信号; 当 P_t 低于 SL_t 至少达 $b\%$ 时, 产生卖出信号。

图 4.2 给出了 TRB 规则在 2012 年沪深 300 价格指数中的一个应用范例, 其中阻力位就是价格近期频繁触及但又未能突破的一个极大值, 而支撑位则是指价格近期频繁触及但又未能突破的一个极小值。TRB 规则认为, 一旦价格明显跌破了支撑位, 意味着价格失去了下方的支撑, 将继续大幅下跌, 产生卖出信号; 而一旦价格上涨明显突破了阻力位, 意味着价格失去了上方的阻力, 将继续大幅上涨, 产生买入信号。

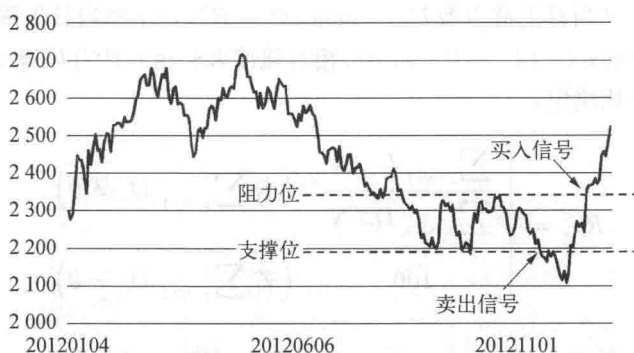


图 4.2 交易区间突破(TRB)规则示例(基于 2012 年的沪深 300 指数)

四、亚历山大过滤规则

亚历山大过滤规则是一种有较长历史的过滤器类技术交易规则, 名称来源于首创者 Alexander(1961)的姓氏。该规则在技术分析的早期研究中受到的关注较多, 例如 Fama 和 Blume(1966), Leuthold(1972), Sweeney(1986)等。近年来, 随着更多、更复杂的技术交易规则的兴起, 该规则已经使用得较少。

定义高参考位 $HRP_t = \max(P_L, P_{L+1} \cdots P_t)$ 为买入交易中的历史最高收盘价, 低参考位 $LRP_t = \min(P_S, P_{L+1} \cdots P_t)$ 为卖空交

易中的历史最低收盘价,其中 L 为建立多头头寸的日期, S 为建立空头头寸的日期。设定 $x\%$ 的过滤线,当 P_t 高于 LRP 达 $x\%$ 时,产生买入信号,当 P_t 低于 LRP 达 $x\%$ 时,产生卖出信号。初始的 LRP 和 HRP 均设定为样本首日的收盘价,从而产生出第一个买入或卖出信号。

五、相对强度指数

RSI 是一种最具代表性的动能和摆动指标,主要用于预测趋势逆转的发生。该规则也早已受到了研究人员的关注,例如 Levy (1967b), Jensen 和 Benington (1970) 等,并且至今仍是业界较为流行的一种技术交易规则。

定义当日上涨点数 $U_t = \max \{P_t - P_{t-1}, 0\}$ 和当日下跌点数 $D_t = \max \{-(P_t - P_{t-1}), 0\}$ 。相对强度 RS_t 由 n 日内 U_t 和 D_t 的均值之比决定:

$$RS_t = \begin{cases} \frac{\sum_{t-N+1}^t U_t / N}{\sum_{t-N+1}^t D_t / N} & \left(\text{若 } \sum_{t-N+1}^t D_t \neq 0 \right) \\ 100 & \left(\text{若 } \sum_{t-N+1}^t D_t = 0 \right) \end{cases}$$

进而得到相对强度指数 $RSI_t = 100 - \frac{100}{1 + RS_t}$ ①。

设定超卖、超买基准点 OS 、 OB ,其中 $0 < OS < 50$, $OB = 100 - OS$ 。如果 RSI_t 降到 OS 以下,意味着市场进入了超卖区域,当随后又上升超过 OS 时,即产生买入信号;如果 RSI_t 升到 OB 以上,意味着市场进入了超买区域,当随后又下降超过 OB 时,即产生卖出信号。

① 自本章起不再涉及理论推导,无须在文中对公式进行自我引用,故不再对公式进行不必要的编号。

六、价格形态规则

价格形态是一类基于价格走势的技术分析指标,同样预示着趋势逆转的信号出现。技术分析师需要通过肉眼观察走势图,来找出其中存在的价格形态。伴随着统计和计算机技术的发展,近年来对该类规则的研究逐步增多,例如 Chang 和 Osler (1999),Lo 等人(2000)等。

本书将利用价格形态识别算法来检验十种常用的价格形态,包括:头肩(又称头肩顶)和反向头肩(又称头肩底)形态,扩散顶和扩散底形态,三角顶和三角底形态,矩形顶和矩形底形态,双重顶和双重底形态。所有的底类形态都象征着买入信号,而所有的顶类形态都意味着卖出信号,表 4.1 和表 4.2 分别将其列出,下面将给出具体定义。

定义价格水平的五个连续交错的局部极大值或极小值: P_1, P_2, P_3, P_4, P_5 。另设想价格水平的首个局部极值后连续出现多个局部极值,其中 P_a 和 P_b 分别是除 P_1 以外的最大和最小的局部极值, $t_1 \cdots t_1, t_a, t_b$ 是价格达到对应极值的时间。

反向头肩(Inverted Head-and-Shoulders)形态是一种买入信号,其中 P_1 是局部极小值,从而 P_3 和 P_5 必然也是局部极小值, P_2 和 P_4 必是局部极大值。 P_3 称之为头, P_1 和 P_5 称之为肩, $P_3 < P_1$, $P_3 < P_5$, $|P_1 - P_5| \leq 1.5\% \times (P_1 + P_5)/2$, $|P_2 - P_4| \leq 1.5\% \times (P_2 + P_4)/2$ 。

扩散底(Broadening Bottoms)形态是一种买入信号,其中 P_1 是局部极小值,从而 P_3 和 P_5 必然也是局部极小值, P_2 和 P_4 必是局部极大值。 $P_1 > P_3 > P_5, P_2 < P_4$ 。

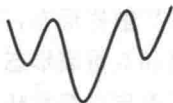
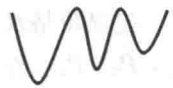
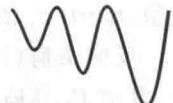
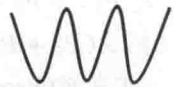
三角底(Triangle Bottoms)形态是一种买入信号,其中 P_1 是局部极小值,从而 P_3 和 P_5 必然也是局部极小值, P_2 和 P_4 必是局部极大值。 $P_1 < P_3 < P_5, P_2 > P_4$ 。

矩形底(Rectangle Bottoms)形态是一种买入信号,其中 P_1 是局部极小值,从而 P_3 和 P_5 必然也是局部极小值, P_2 和 P_4 必是局

部极大值。 $\max(P_1, P_3, P_5) - \min(P_1, P_3, P_5) \leq 0.75 \times (P_1 + P_3 + P_5)/3$, $|P_2 - P_4| \leq 0.75\% \times (P_2 + P_4)/2$, $\min(P_2, P_4) > \max(P_1, P_3, P_5)$ 。

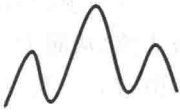
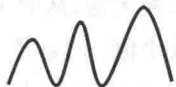
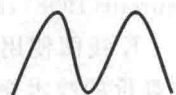
双重底(Double Bottoms)形态是一种买入信号,其中 P_1 是局部极小值。 $|P_1 - P_b| \leq 1.5\% \times (P_1 + P_b)/2$, $t_b - t_1 > 22$ 。

表 4.1 产生买入信号的价格形态

名 称	数 学 定 义	图 例
反向头肩	$P_3 < P_1$; $P_3 < P_5$; $ P_1 - P_5 \leq 1.5\% \times (P_1 + P_5)/2$; $ P_2 - P_4 \leq 1.5\% \times (P_2 + P_4)/2$;	
扩散底	$P_1 > P_3 > P_5$; $P_2 < P_4$;	
三角底	$P_1 < P_3 < P_5$; $P_2 > P_4$;	
矩形底	$\max(P_1, P_3, P_5) - \min(P_1, P_3, P_5) \leq 0.75 \times (P_1 + P_3 + P_5)/3$; $ P_2 - P_4 \leq 0.75\% \times (P_2 + P_4)/2$; $\min(P_2, P_4) > \max(P_1, P_3, P_5)$;	
双重底	$ P_1 - P_b \leq 1.5\% \times (P_1 + P_b)/2$; $t_b - t_1 > 22$	

注释: P_1, P_2, P_3, P_4, P_5 是五个连续交错的局部价格的极大值或极小值, P_a 和 P_b 分别是除 P_1 以外的最大和最小的局部极值, $t_1 \cdots t_1, t_a, t_b$ 是价格达到对应极值的时间。

表 4.2 产生卖出信号的价格形态

名 称	数 学 定 义	图 例
头 肩	$P_3 > P_1;$ $P_3 > P_5;$ $ P_1 - P_5 \leq 1.5\% \times (P_1 + P_5)/2;$ $ P_2 - P_4 \leq 1.5\% \times (P_2 + P_4)/2;$	
扩散顶	$P_1 < P_3 < P_5;$ $P_2 > P_4;$	
三角顶	$P_1 > P_3 > P_5;$ $P_2 < P_4;$	
矩形顶	$\max(P_1, P_3, P_5) - \min(P_1, P_3, P_5)$ $\leq 0.75\% \times (P_1 + P_3 + P_5)/3;$ $ P_2 - P_4 \leq 0.75\% \times (P_2 + P_4)/2;$ $\min(P_1, P_3, P_5) > \max(P_2, P_4);$	
双重顶	$ P_1 - P_a \leq 1.5\% \times (P_1 + P_a)/2;$ $t_a - t_1 > 22$	

注释： P_1, P_2, P_3, P_4, P_5 是五个连续交错的局部价格的极大值或极小值， P_a 和 P_b 分别是除 P_1 以外的最大和最小的局部极值， $t_1 \cdots t_1, t_a, t_b$ 是价格达到对应极值的时间。

头肩(Head-and-Shoulders)形态是一种卖出信号，其中 P_1 是局部极大值，从而 P_3 和 P_5 必然也是局部极小值， P_2 和 P_4 必是局部极大值。 P_3 称之为头， P_1 和 P_5 称之为肩， $P_3 > P_1, P_3 > P_5$ ， $|P_1 - P_5| \leq 1.5\% \times (P_1 + P_5)$ ， $|P_2 - P_4| \leq 1.5\% \times (P_2 + P_4)$ ， P_4 。

扩散顶(Broadening Tops)形态是一种卖出信号,其中 P_1 是局部极大值,从而 P_3 和 P_5 必然也是局部极大值, P_2 和 P_4 必是局部极小值。 $P_1 < P_3 < P_5, P_2 > P_4$ 。

三角顶(Triangle Tops)形态是一种卖出信号,其中 P_1 是局部极大值,从而 P_3 和 P_5 必然也是局部极大值, P_2 和 P_4 必是局部极小值。 $P_1 > P_3 > P_5, P_2 < P_4$ 。

矩形顶(Rectangle Tops)形态是一种卖出信号,其中 P_1 是局部极大值,从而 P_3 和 P_5 必然也是局部极大值, P_2 和 P_4 必是局部极小值。 $\max(P_1, P_3, P_5) - \min(P_1, P_3, P_5) \leq 0.75\% \times (P_1 + P_3 + P_5)/3, |P_2 - P_4| \leq 0.75\% \times (P_2 + P_4)/2, \min(P_1, P_3, P_5) > \max(P_2, P_4)$ 。

双重顶(Double Tops)形态是一种卖出信号,其中 P_1 是局部极大值。 $|P_1 - P_a| \leq 1.5\% \times (P_1 + P_a)/2, t_a - t_1 > 22$ 。

七、K 线图规则

K 线图是历史最悠久的技术分析工具,起源于数百年前的日本,最早是被用于米市。但是该规则直到 20 世纪 60 年代之后才被介绍到西方,因此相关学术研究出现得较晚,例如 Caginalp 和 Laurent(1998),Marshall 等人(2006)等。

K 线图使用了开盘价、最高价、最低价和收盘价,与仅使用收盘价的技术交易规则相比,其包含的价格信息更多。K 线图可分为日 K 线、周 K 线、月 K 线、年 K 线等。其中,使用了每日价格的日 K 线最为常用,主要适用于短期(数日内)的价格预测。

图 4.3 介绍了 K 线图常用术语。其中,开盘价与收盘价之间的区域称为实体,当收盘价高于开盘价时,实体为亮色(由于文化与习惯原因,国内习惯用红色,国际上习惯用绿色);当收盘价低于开盘价时,实体为暗色(国内习惯用绿色,国际上习惯用红色)。实体顶部与最高价之间的垂直延伸线称为上影线,实体底部与最低价之间的垂直延伸线称为下影线。

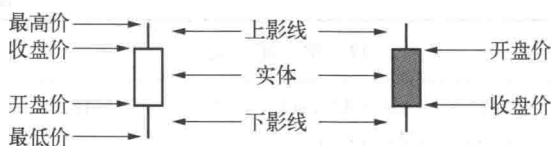


图 4.3 K 线图常用术语图例

假设 O_t, C_t, H_t, L_t 分别表示第 t 日的开盘价、收盘价、最高价、最低价，而 $M_t = (O_t + C_t)/2$ ，称为中间价。由于 K 线图的识别主要依赖于技术分析师的肉眼观察，并没有权威的数学定义。本书根据业界的实践惯例和对图形的几何判断，在表 4.3 和表 4.4 中分别对产生买入和卖出信号的 K 线图给出了比较严谨的数学定义。

表 4.3 产生买入信号的 K 线图

名 称	数 学 定 义	图 例
长阳线	$C_t - O_t > 5\% * M_t; C_t - O_t > 4(H_t - C_t);$ $C_t - O_t > 4(O_t - L_t);$	
锤形线	$O_{t-3} - C_{t-1} > 4\% * M_{t-1}; O_{t-1} - C_{t-1} > 2\% * M_{t-1};$ $H_t - \max(C_t, O_t) \leq C_t - O_t / 3;$ $\min(C_t, O_t) - L_t > 2 C_t - O_t ;$	
倒锤线	$O_{t-3} - C_{t-1} > 4\% * M_{t-1}; O_{t-1} - C_{t-1} > 2\% * M_{t-1};$ $H_t - \max(C_t, O_t) > 2 C_t - O_t ;$ $\min(C_t, O_t) - L_t < C_t - O_t / 3;$	
向上 吞没线	$O_{t-3} - C_{t-1} > 4\% * M_{t-1}; O_{t-1} - C_{t-1} > 2\% * M_{t-1};$ $O_t < C_{t-1}; C_t > O_{t-1};$	
刺穿线	$O_{t-3} - C_{t-1} > 4\% * M_{t-1}; O_{t-1} - C_{t-1} > 2\% * M_{t-1};$ $O_{t-1} > C_t > M_{t-1} > C_{t-1} > O_t;$	
看涨 反击线	$O_{t-3} - C_{t-1} > 4\% * M_{t-1}; O_{t-1} - C_{t-1} > 2\% * M_{t-1};$ $C_t - O_t > (O_{t-1} - C_{t-1})/2;$ $ C_t - C_{t-1} < (C_t - O_t)/6;$	

续 表

名 称	数 学 定 义	图 例
牛势 孕育线	$O_{t-3} - C_{t-1} > 4\% * M_{t-1}; O_{t-1} - C_{t-1} > 2\% * M_{t-1};$ $C_{t-1} < O_t < C_t < O_{t-1};$ $C_t - O_t > 1\% * M_t;$	
镊形底	$\min(C_{t-1}, O_{t-1}) - L_{t-1} > 3\% * M_{t-1};$ $\min(C_t, O_t) - L_t > 3\% * M_t;$ $ L_t - L_{t-1} < 2\% * M_t;$	
上升 三法	$C_{t-4} > O_{t-4}; 0 < O_{t-3} - C_{t-3} < C_{t-4} - O_{t-4};$ $0 < O_{t-2} - C_{t-2} < C_{t-4} - O_{t-4}; 0 < O_{t-1} - C_{t-1} < C_{t-4} - O_{t-4};$ $\max(H_{t-3}, H_{t-2}, H_{t-1}) < H_{t-4}; C_t > O_t;$ $\min(L_{t-3}, L_{t-2}, L_{t-1}) > L_{t-4}; C_t > C_{t-4};$	
启明 之星	$O_{t-2} - C_{t-2} > 2\% * M_{t-2}; H_{t-1} < L_{t-2};$ $ C_{t-1} - O_{t-1} < (O_{t-2} - C_{t-2})/2;$ $C_t > O_t; C_t > M_{t-2};$	
三白兵	$O_{t-3} - C_{t-3} > 3\% * M_{t-3};$ $O_{t-2} < O_{t-1} < C_{t-2} < C_{t-1};$ $O_{t-1} < O_t < C_{t-1} < C_t$	

长阳线(Long White Line)是一种最常见的买入信号：一根实体很长的阳线,上下影线很短或没有。当没有上影线时称为光头阳线(Closing White Marubozu),没有下影线时称为光脚阳线(Opening White Marubozu)。上下影线均没有时称为光头光脚阳线(White Marubozu)。阳线的实体越长,对应的买入信号越强。

锤形线(Hammer)是一种常见的买入信号：下跌趋势中的伞形线(即下影线长、实体短、上影线极短或者没有),形似一柄把手朝下的锤子。实体的颜色不是必备条件,但阳线比阴线的买入信号更强。下影线长度应明显长于实体长度。当实体极短时,又称为蜻蜓线(Dragonfly Doji)。下影线越长,实体越短,对应的买入信号越强。

倒锤线(Inverted Hammer)是一种常见的买入信号：下跌趋

势中出现的短实体,上影线较长,下影线很短或没有,形似一柄把手朝上的锤子。实体的颜色不是必备条件,但阳线比阴线的买入信号更强。上影线越长,对应的买入信号越强。

向上吞没线(Bullish Engulfing)是一种很强的买入信号:下跌趋势中的阳线,开盘价低于前日收盘价,收盘价高于前日开盘价。在图形上表现为一条阳线“吞没”了前一条阴线,上涨幅度超出了前日的下跌幅度。阳线的实体越长,对应的买入信号越强。

刺穿线(Piercing Line)是一种较强的买入信号:下跌趋势中的阳线,开盘价低于前日收盘价,收盘价高于前日中间价。在图形上表现为一条阳线“刺穿”了前一条阴线的中部水平线,因此可以视为向上吞没线的削弱版。阳线的实体越长,对应的买入信号越强。

看涨反击线(Bullish Counterattack Line)是一种买入信号:下跌趋势中的阳线,开盘价低于前日收盘价,收盘价接近于前日收盘价。在图形上表现为一条阳线“反击”到了前一条阴线实体的底部。阳线的实体越长,对应的买入信号越强。

牛势孕育线(Bullish Harami)是一种买入信号:下跌趋势中的阳线,开盘价高于前日收盘价,收盘价低于前日开盘价。在图形上表现为一条阳线“孕育”在前一条阴线之内。阳线的实体越长,对应的买入信号越强。

镊形底(Tweezer Bottom)是一种买入信号:至少连续两日有明显的下影线和相近的最低价。两根下影线底端并列,形似镊子的脚部,而上面的实体并不要求一样长。实体的颜色不是必备条件,但阳线比阴线的买入信号更强。连续出现底部的天数越多,底部的位置越接近,对应的买入信号越强。

上升三法(Rising Three Methods)是一种很罕见的买入信号:其中首日为长阳线,随后连续出现三根短阴线,且这三日的最高价和最低价均在首日的最高价至最低价的范围之内,直至第五日再次出现长阳线,并且其收盘价高于第一日的收盘价。最后一日的阳线的实体越长,对应的买入信号越强。

启明之星(Morning Star)又称希望之星,是一种较为罕见的买入信号:首日为长阴线,次日为陀螺线(即有上下影线且实体较短,又称为纺轴线;如果实体极短,则可称为十字星),如果次日的实体极短,形似十字,则称为启明十字星(Morning Doji Star)。最高价低于首日最低价,形似一颗黎明前的星辰。陀螺线的颜色不重要,但阳线的买入信号要强于阴线。第三日为阳线,收盘价高于首日中间价。第三日的阳线的实体越长,对应的买入信号越强。

三白兵(Three White Soldiers)是一种买入信号:首日为长阴线,之后连续三根阳线,从第二根阳线起,开盘价均在前一日的实体内,收盘价均在前一日的实体外,形如三名列队前进的士兵。

表 4.4 产生卖出信号的 K 线图

名 称	数 学 定 义	图 例
长阴线	$O_t - C_t > 5\% * M_{t-1}; O_t - C_t > 4(H_t - O_t);$ $O_t - C_t > 4(C_t - L_t);$	
上吊线	$C_{t-3} - O_{t-1} > 4\% * M_{t-1}; C_{t-1} - O_{t-1} > 2\% * M_{t-1};$ $\text{Min}(C_t, O_t) - L_t > 2 C_t - O_t ;$ $ C_t - O_t > 3[H_t - \max(C_t, O_t)];$	
流星线	$C_{t-3} - O_{t-1} > 4\% * M_{t-1}; C_{t-1} - O_{t-1} > 2\% * M_{t-1};$ $H_t - \max(C_t, O_t) > 2 C_t - O_t ;$ $\text{min}(C_t, O_t) - L_t < C_t - O_t / 3;$	
向下 吞没线	$C_{t-3} - O_{t-1} > 4\% * M_{t-1}; C_{t-1} - O_{t-1} > 2\% * M_{t-1};$ $O_t > C_{t-1}; C_t < O_{t-1};$	
乌云 压顶	$C_{t-3} - O_{t-1} > 4\% * M_{t-1}; C_{t-1} - O_{t-1} > 2\% * M_{t-1};$ $O_t > C_{t-1} > M_{t-1} > C_t > O_{t-1};$	
看跌 反击线	$C_{t-3} - O_{t-1} > 4\% * M_{t-1}; C_{t-1} - O_{t-1} > 2\% * M_{t-1};$ $O_t - C_t > (C_{t-1} - O_{t-1})/2; C_t - C_{t-1} < (O_t - C_t)/6;$	
熊势 孕育线	$C_{t-3} - O_{t-1} > 4\% * M_{t-1}; C_{t-1} - O_{t-1} > 2\% * M_{t-1};$ $C_{t-1} > O_t > C_t > O_{t-1}; O_t - C_t > 1\% * M_t;$	

续 表

名 称	数 学 定 义	图 例
镊形顶	$H_{t-1} - \max(C_{t-1}, O_{t-1}) > 3\% * M_{t-1};$ $H_t - \max(C_t, O_t) > 3\% * M_t; H_t - H_{t-1} < 2\% * M_t;$	
下降 三法	$O_{t-4} > C_{t-4}; 0 < C_{t-3} - O_{t-3} < O_{t-4} - C_{t-4};$ $0 < C_{t-2} - O_{t-2} < O_{t-4} - C_{t-4}; 0 < O_{t-1} - C_{t-1} < O_{t-4} - C_{t-4};$ $\max(H_{t-3}, H_{t-2}, H_{t-1}) < H_{t-4}; O_t > C_t;$ $\min(L_{t-3}, L_{t-2}, L_{t-1}) > L_{t-4}; C_t < C_{t-4};$	
黄昏 之星	$C_{t-2} - O_{t-2} > 2\% * M_{t-2}; L_{t-1} > H_{t-2};$ $ C_{t-1} - O_{t-1} < (C_{t-2} - O_{t-2})/2;$ $O_t > C_t; C_t < M_{t-2};$	
三只 乌鸦	$C_{t-3} - O_{t-3} > 4\% * M_{t-3};$ $C_{t-1} < C_{t-2} < O_{t-1} < O_{t-2};$ $C_t < C_{t-1} < O_t < O_{t-1};$	
乌鸦 双飞	$C_{t-2} - O_{t-2} > 4\% * M_{t-2};$ $0 < O_{t-1} - C_{t-1} < C_{t-2} - O_{t-2}; L_{t-1} > H_{t-2};$ $0 < O_t - C_t < C_{t-2} - O_{t-2}; L_t < H_{t-2}$	

长阴线(Long Black Line)是一种最常见的卖出信号,与长阳线的颜色相反:一根实体很长的阴线,上下影线很短或没有。当没有上影线时称为光头阴线(Opening Black Marubozu),没有下影线时称为光脚阴线(Closing Black Marubozu)。上下影线均没有时称为光头光脚阴线(Black Marubozu)。阴线的实体越长,对应的卖出信号越强。

上吊线(Hanging Man)是一种常见的卖出信号:上涨趋势中的伞形线(即下影线长、实体短、上影线极短或者没有),形似一柄把手朝下的锤子。实体的颜色不是必备条件,但阴线比阳线的卖出信号更强。下影线长度应明显长于实体长度。下影线越长,对应的卖出信号越强。其与锤形线的区别在于出现的时间是在上涨趋势中还是下跌趋势中。

流星线(Shooting Star)是一种常见的卖出信号：上涨趋势中出现的短实体，上影线较长，下影线很短或没有，形似一颗下坠的流星。当实体极短时，又称为墓碑线(Gravestone Doji)。实体的颜色不是必备条件，但阴线比阳线的卖出信号更强。上影线越长，对应的卖出信号越强。其与倒锤线的区别在于出现的时间是在上涨趋势中还是下跌趋势中。

向下吞没线(Bearish Engulfing)是一种很强的卖出信号，与向上吞没线互为反向对称：上涨趋势中的阴线，开盘价高于前日收盘价，收盘价低于前日开盘价。在图形上表现为一条阴线“吞没”了前一条阳线，下跌幅度超出了前日的上涨幅度。阴线的实体越长，对应的卖出信号越强。

乌云压顶(Dark Cloud Cover)是一种较强的卖出信号，与刺穿线互为反向对称：上涨趋势中的阴线，开盘价高于前日收盘价，收盘价低于前日中间价。在图形上表现为一条阴线“下压”到了前一条阳线的中部水平线下方，形似一朵乌云，可以视为向下吞没线的削弱版。阴线的实体越长，对应的卖出信号越强。

看跌反击线(Bearish Counterattack Line)是一种卖出信号，与看涨反击线互为反向对称：上涨趋势中的阴线，开盘价高于前日收盘价，收盘价接近于前日收盘价。在图形上表现为一条阴线“反击”到了前一条阳线实体的底部。阴线的实体越长，对应的卖出信号越强。

熊势孕育线(Bearish Harami)是一种卖出信号，与牛势孕育线互为反向对称：上涨趋势中的阴线，开盘价低于前日收盘价，收盘价高于前日开盘价。在图形上表现为一条阴线“孕育”在前一条阳线之内。阴线的实体越长，对应的卖出信号越强。

镊形顶(Tweezer Top)是一种卖出信号，与镊形底互为反向对称：至少连续两日有明显的上影线和相近的最高价。两根上影线顶端并列，形似镊子的顶部，而下面的实体并不要求一样长。实体的颜色不是必备条件，但阴线比阳线的卖出信号更强。连续出现顶部的天数越多，顶部的位置越接近，对应的卖出信号越强。

下降三法(Falling Three Methods)是一种很罕见的卖出信号,与上升三法互为反向对称:其中首日为长阴线,随后连续出现三根短阳线,且这三日的最高价和最低价均在首日的最高价至最低价的范围之内,直至第五日再次出现长阴线,并且其收盘价高于第一日的收盘价。最后一日的阴线的实体越长,对应的卖出信号越强。

黄昏之星(Evening Star)是一种较为罕见的卖出信号,与启明之星互为反向对称:首日为长阳线;次日为陀螺线(即有上下影线且实体较短,又称为纺轴线),如果次日的实体极短,形似十字,则称为黄昏十字星(Evening Doji Star)。最低价高于第一日的最高价,形似一颗黄昏后的星辰。陀螺线的颜色不重要,但阴线的卖出信号要强于阳线。第三日为阴线,收盘价低于首日中间价第三日的阴线的实体越长,对应的卖出信号越强。

三只乌鸦(Three Crows)是一种卖出信号,与三白兵互为反向对称:首日为长阳线,之后连续三根阴线,从第二根阴线起,开盘价均在前一日的实体内,收盘价均在前一日的实体外,形如三只乌鸦。

乌鸦双飞(Two Crows)是一种卖出信号:首日为长阳线,次日为短阴线,最低价高于首日最高价,第三日为短阴线,最低价低于首日最高价,形如两只飞在空中的乌鸦。在首日与次日之间形成了一个高度上的缺口。

第二节 数据与方法

一、样本数据

为了检验技术分析的可盈利性并进行后续的假设检验,本书采用了中国A股沪深两市的价格指数和个股的日度交易数据,数据来源为CSMAR数据库和WIND数据库。

在指数方面,本书使用了上证综合指数、深证成分指数以及沪深 300 指数三大股票价格指数。其中,上证综合指数由上海证券交易所编制,包含了在上交所挂牌的全部股票,以总市值加权计算而得,是上海证券市场中发布最早、最具代表性的股票价格指数,数据库所能提供的样本最早起始时间为 1991 年 1 月 2 日。深证成分指数则由深圳证券交易所编制,包含了具有代表性的 40 家深交所上市公司,以流通市值加权计算而得,是深圳证券市场目前使用最广的股票价格指数,样本起始时间为 1991 年 4 月 3 日。沪深 300 指数则是涵盖沪深两个市场的代表性指数,同时也是中国首个股指期货品种的标的指数,样本起始时间为 2005 年 1 月 4 日。本书所使用的三大指数的样本截止时间均为 2012 年 12 月 31 日。

在个股方面,为了进行后续的回归分析,所使用的样本区间为 2000 年 1 月 1 日至 2012 年 12 月 31 日,采用在该区间内有比较完整交易记录的全部 898 家上市公司,具体筛选标准是在 2000 年 1 月 1 日前已上市,在 2012 年 12 月 31 日未退市,且在此期间内的累计停牌时间不超过 200 个交易日。

在技术分析经济收益的检验中,对于 K 线图规则,需要用到的数据是原始的每日开盘价、收盘价、最高价和最低价。对于 K 线图以外的其他规则,需要用到的数据是考虑现金红利再投资的每日收盘价,由相邻两日收盘价的对数值之差可计算单日对数回报率。

表 4.5 列出了中国三大股票价格指数单日报率的描述性统计量(不计交易成本)。可以发现价格指数的平均回报率为正值,说明市场价格总体呈上升趋势,且表现出显著的偏度和尖峰厚尾,并存在一定的自相关。

表 4.6 列出了样本个股考虑现金红利再投资的单日报率的描述性统计量(不计交易成本)。可以看出平均回报率为正值,说明总体呈上升趋势,且表现出显著的尖峰厚尾和非正态性,并存在一定的自相关。

表 4.5 中国主要股票价格指数日回报率描述性统计量(不计交易成本)

	上证综合指数	深证成分指数	沪深 300 指数
样本区间	1991—2012 年	1991—2012 年	2005—2012 年
观测数	5 388	5 354	1 943
平均值	0.000 5	0.000 4	0.000 5
标准差	0.024 7	0.022 5	0.019 1
偏度	5.473 5***	0.333 4***	-0.350 1***
峰度	149.505 6***	16.288 6***	5.684 5***
正态性检验	0.133 8***	0.085 9***	0.069 0***
AC(1)	0.045	0.050	0.018
AC(2)	0.040	0.020	-0.018
AC(3)	0.041	0.038	0.046
AC(4)	0.031	0.062	0.051
AC(5)	0.027	0.025	0.005

注释：进行了 D'Agostino 偏度双边检验和 Anscombe-Glynn 峰度双边检验，其中 *** 表示在 1% 显著性水平下存在不为 0 的偏度和不为 3 的峰度；以及 Lilliefors(Kolmogorov-Smirnov) 正态性检验统计量，其中 *** 表示在 1% 显著性水平下拒绝正态性。AC(n) 是 n 阶自相关系数。

表 4.6 样本个股日回报率描述性统计量(不计交易成本)

公司一日观测数	平均值	标准差	偏度	峰度	正态性检验
2 670 587	0.000 2	0.030 3	3.186 5	242.307 8***	0.062 6***
样本区间	AC(1)	AC(2)	AC(3)	AC(4)	AC(5)
2000—2012 年	0.059	-0.017	0.020	0.016	-0.021

注释：由于样本量过大，无法进行 D'Agostino 偏度双边检验。仅进行了 Anscombe-Glynn 峰度双边检验，其中 *** 表示在 1% 显著性水平下存在不为 3 的峰度；以及 Lilliefors(Kolmogorov-Smirnov) 正态性检验统计量，其中 *** 表示在 1% 显著性水平下拒绝正态性。AC(n) 是 n 阶自相关系数。

二、交易策略

采用技术分析策略的投资者根据技术交易规则产生的买入和卖出信号进行交易。若不允许卖空,在首个买入信号出现时买入股票,在随后首个卖出信号出现时将其卖出,再到下一个买入信号出现时买入,如此循环,计算持有期内的每日回报率。

当允许卖空时,则在第一个买入信号出现时买入股票,在下一个卖出信号出现时卖出并卖空,再到下一个买入信号时买入,如此循环,计算多头期内的每日回报率以及空头期内的每日卖空回报率。

如果市场是有效的,那么投资者应采取被动的买入—持有策略进行价值投资。因此,本书使用该策略作为基准比较对象(benchmark)。使用买入—持有策略的投资者在样本区间首日买入,在最后一日卖出,计算整个样本区间的每日回报率。

三、交易成本

在交易成本的估算上,注意到中国股票市场中常规的交易成本主要包括三部分:第一部分是支付给证券公司的佣金,按规定最高不得超过成交额的0.3%。随着各大证券公司经纪业务竞争的日趋激烈和电子交易效率的极大提升,该费率一直呈下降趋势,2012年通常已低于0.1%。第二部分是支付给交易所的极少量经手费,2012年该项费用仅为成交额的0.007%^①。第三部分是国家征收的印花税,该税率经过多次浮动,2012年保持为卖方单向征收0.1%。综合考虑上述三项,如果以2012年计算,股票市场买入和卖出的显性交易成本分别大约为0.1%和0.2%左右。

然而,由于本书的样本开始于2000年,而当时无论是佣金、经手费还是印花税都要更高,并在这十余年中逐步下降。此外,正如

^① 上海证券交易所对于每笔交易还会根据股份数收取极少量过户费,可忽略不计。

Greer 等人(1992)所指出的,大多数相关研究都忽略了由市场微观结构因素所带来的隐性成本。例如,市价订单在执行时往往会由于买卖价差的原因产生更高的交易成本。因此,在本书的实证检验中将按照买入时 0.2%、卖出时 0.3%的比例近似计算交易成本。

中国股市于 2010 年 3 月 31 日开放了融资融券交易,引入了卖空机制,使得投资者在股票价格下跌时也能获利。如果允许技术交易者卖空,则在出现卖出信号时不仅卖出股票,还建立并保持空头直至下一个买入信号出现。卖空者需支付一定比例的融券费用,2012 年的融券费率一般在年化 8%—10%左右浮动。据此折合,可以按日均 0.025%近似计算卖空成本。

表 4.7 给出了计算双向交易成本后,样本个股考虑现金红利再投资的单日回报率描述性统计量。与表 4.6 中的对应项相比,可以发现交易成本显著地降低了单日回报率。当然,现实中投资的持有期平均而言不会只有一日,因此交易成本的比重也就不会如此巨大。在后续的实证检验中,实际持有期将远远长于一日,交易成本对于经济收益的影响会被合理地纳入检验。

表 4.7 样本个股日回报率描述性统计量(计算交易成本)

公司一日观测数	平均值	标准差	偏 度	峰 度	正态性检验
2 670 587	-0.016 2	0.030 9	2.992 6	226.218 8***	0.058 7***
样本区间	AC(1)	AC(2)	AC(3)	AC(4)	AC(5)
2000—2012 年	0.094	0.020	0.056	0.052	0.016

注释:由于样本量过大,无法进行 D'Agostino 偏度双边检验。仅进行了 Anscombe-Glynn 峰度双边检验,其中 *** 表示在 1%显著性水平下存在不为 3 的峰度;以及 Lilliefors(Kolmogorov-Smirnov)正态性检验统计量,其中 *** 表示在 1%显著性水平下拒绝正态性。AC(n)是 n 阶自相关系数。

四、参数优化与样本外测试

技术分析的实证检验所面临的最大挑战或许便是“数据过度

挖掘”的问题。正如 Jensen 和 Benington(1970)所指出的,经过反复尝试技术交易规则的参数和选择合适的样本时间段,研究人员总可以在无数次的检验中,“碰巧”找出一个支持技术分析可盈利性的结果并有选择地报告之。针对该批评,最为直接的解决方法就是进行参数优化和样本外测试。

表 4.8 简单技术交易规则进行参数优化的取值范围

技术交易规则	参数	取值范围
DMC	m	$\{1, 2, 3, 4, 5\}$
	n	$\{10, 20, 30, 40, 50, 60, 70, 80, 90, 100, 150, 200\}$
	a	$\{0, 0.01\}$
TRB	k	$\{5, 7, 10, 20, 30, 40, 50, 60, 70, 80, 90, 100, 150, 200\}$
	b	$\{0, 0.01\}$
AFR	x	$\{0.1, 0.2, 0.3, \dots, 0.9, 1, 2, 3, 4, 5, \dots, 50\}$
RSI	N	$\{5, 7, 10, 14, 20, 30, 40, 50, 60\}$
	OS	$\{25, 30, 35, 40\}$

对于 DMC、TRB、AFR 和 RSI 四种简单技术交易规则,本书使用滚动数据,在前两年($T-2$ 和 $T-1$)每种规则产生最高收益的参数被用于当年(T),而在接下来的一年($T+1$)又将使用届时前两年($T-1$ 和 T)的最优参数^①。2000—2011 年为参数优化期,2002—2012 年为样本外测试期。因此,技术分析的所有参数都是根据历史数据在事前自动优化得出的,并在未来新的一年中进行测试,而并不是人为在事后选择可以产生最优结果的参数。这一过程消除了样本选择偏差和前视偏差,解决了“数据过度挖掘”的问题,反映了现实中投资者进行学习、分析和预测的过程,其产生的结果具有实际可操作性和未来可持续性。表 4.8 中列出了参数

① 由于本书使用的样本跨越的总年数有限,所以将参数优化期设定为两年。后续的稳健性检验也表明了更长的参数优化期并不会对本书的实证结果产生明显的影响。

优化的取值范围,涵盖了现实中的常用值,各参数的实际意义可参见前文中的技术交易规则介绍。

如果没有参数优化和样本外测试的过程,研究人员可以选择不同的规则参数反复进行大量的检验,由此产生数据过度挖掘的问题。以DMC规则为例,可以使用3日、5日、7日、10日、100日等多个时间段获取移动均线,经过无数次尝试,总可以找到想要得到的“有利”的实证结果。

第三节 简单规则的经济收益

投资者和研究人员所关心的是技术分析的经济收益,而所谓的经济收益就是指技术交易策略相对于被动的买入—持有策略,经过风险调整并除去交易成本后的超额收益。在这一节中使用了夏普比率来初步衡量风险因素,而在下一节中将采用bootstrap法进行更深入的风险调整。经计算可知,对于上证综合指数、深证成分指数以及沪深300指数采用买入—持有策略获得的夏普比率分别为0.0100、0.0133、0.0071。

表4.9中列出了对中国三大主要股票价格指数采用技术分析的实证结果。在考虑交易成本后,报告了基于技术交易策略的条件日平均回报率。与采用买入—持有策略的无条件日平均回报率相比,可以发现DMC和TRB规则始终能产生较为显著的正超额收益和更高的夏普比率,AFR规则在深证成分指数中能产生显著的正超额收益和更高的夏普比率,而RSI规则始终会产生较为显著的负超额收益。在不卖空的情况下,DMC规则在整个样本期三大股指中分别平均能产生67.69%、46.66%和64.97%的年化回报率,TRB规则分别能产生66.25%、54.11%和84.14%的年化回报率,而同期买入—持有策略仅能分别获得8.19%、10.68%和5.36%的年化回报率。

表 4.9 中国主要股指技术分析策略相对于买入—持有策略的超额收益

不 卖 空				可 卖 空			
观测 数	条件 回报率	超额 回报率	夏普 比率	观测 数	条件 回报率	超额 回报率	夏普 比率
面板 A：上证综合指数，样本区间为 1991—2012 年							
DMC 2 372	0.001 4 (3.256 0)	0.001 2 (2.218 8)	0.046 6	4 876	0.001 0 (3.211 8)	0.000 8 (1.774 4)	0.046 0
TRB 2 346	0.001 4 (3.195 1)	0.001 2 (2.167 2)	0.039 5	4 718	0.001 0 (3.170 8)	0.000 8 (1.786 8)	0.045 4
AFR 2 098	0.000 4 (0.757 4)	0.000 1 (0.246 4)	0.010 8	3 788	-0.000 1 (-0.008)	-0.000 2 (-0.467)	-0.001
RSI 833	-0.000 9 (-0.874)	-0.001 1 (-1.345)	-0.013	2 239	-0.000 9 (-1.827)	-0.001 1 (-2.016)	-0.026
面板 B：深证成分指数，样本区间为 1991—2012 年							
DMC 2 213	0.001 1 (2.346 9)	0.000 8 (1.440 1)	0.033 6	4 852	0.000 5 (1.712 4)	0.000 2 (0.555 7)	0.024 5
TRB 2 291	0.001 2 (2.684 4)	0.000 9 (1.713 8)	0.033 4	4 664	0.000 7 (2.376 3)	0.000 4 (1.027 8)	0.034 1
AFR 2 207	0.001 0 (2.197 3)	0.000 7 (1.350 6)	0.031 5	3 940	0.000 7 (2.098 9)	0.000 5 (0.996 5)	0.030 1
RSI 1 522	-0.000 4 (-0.691)	-0.000 6 (-1.043)	-0.010	3 064	-0.000 4 (-1.169)	-0.000 7 (-1.487)	-0.017
面板 C：沪深 300 指数，样本区间为 2005—2012 年							
DMC 775	0.001 4 (1.962 9)	0.001 2 (1.363 5)	0.051 3	1 461	0.001 2 (2.162 3)	0.001 0 (1.336 4)	0.056 6
TRB 692	0.001 7 (2.294 9)	0.001 6 (1.635 0)	0.059 9	1 393	0.001 3 (2.318 1)	0.001 1 (1.458 4)	0.060 6
AFR 567	0.001 1 (1.233 9)	0.001 0 (0.984 6)	0.032 3	1 444	0.001 0 (1.217 7)	0.000 8 (0.920 6)	0.031 9
RSI 450	-0.002 4 (-2.366)	-0.002 6 (-2.308)	-0.062	750	-0.002 1 (-2.976)	-0.002 3 (-2.480)	-0.078

注释：其中“观测数”在不卖空的情况下是持仓天数，在卖空的情况下是多头和空头头寸天数之和；“条件回报率”是指持仓期的日平均回报率，由相邻两日指数水平的对数值之差可计算多头期日对数回报率，在空头期则取其相反数，括号中是检验持仓期的日平均回报率是否显著不为零的 t 检验值；“超额回报率”是技术分析策略与买入—持有策略的日平均回报率差值，括号中是检验两者是否存在显著差异的 t 值；“夏普比率”是指技术分析在全部持仓期内的日回报率的夏普比率。

基于买入信号做多产生的日平均收益要高于基于卖出信号做空产生的日平均收益,其主要原因是卖空的交易成本较高。因此如果进行卖空,更多的持仓天数(加上了空头天数)会使得技术分析策略的总累积收益更高,但每个持仓日的平均收益会变低。

图 4.4 和图 4.5 分别给出了表现最好的 DMC 规则和 TRB 规则在沪深两市中从 1991—2002 年的超额收益变化趋势。可以看出,尽管中间有过剧烈的上下波动,但超额回报率总体而言是呈现下降的趋势。这也与海外针对美国市场的研究结论比较一致。

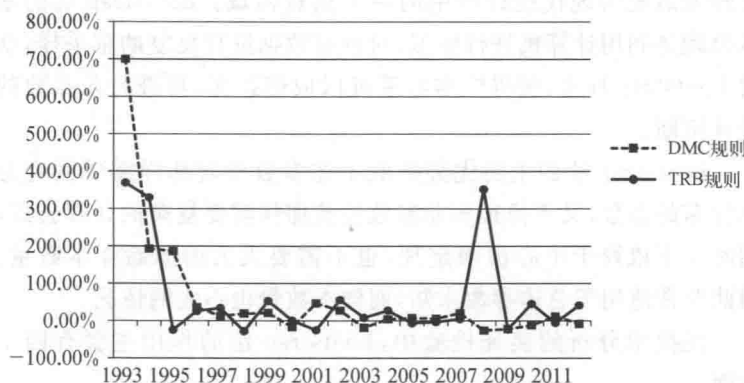


图 4.4 上证综合指数中技术分析历年的超额回报率(不卖空)

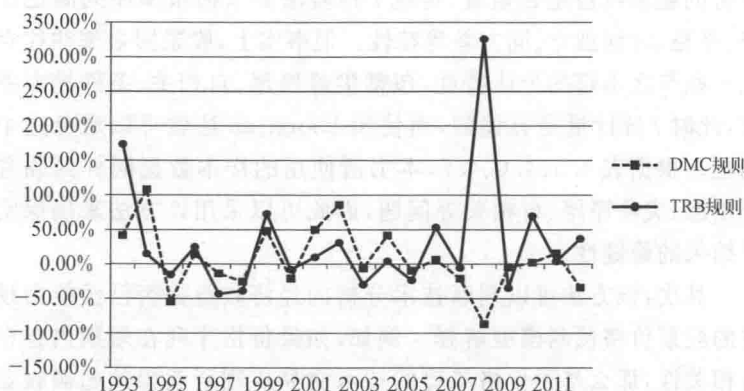


图 4.5 深证成分指数中技术分析历年的超额回报率(不卖空)

第四节 基于模型的 Bootstrap 法

一、使用目的与步骤

Bootstrap 法是一种运算量密集型的统计推断方法。自 Efron 在 1979 年正式将其提出开始,经过几代统计学家的努力,该方法已经发展成为现代统计学中的一大热点领域。bootstrap 法的基本原理是利用计算机进行模拟,对现有数据进行反复的重采样,获得 bootstrap 样本,使得样本容量可以成倍扩充,再进行非参数的统计推断。

bootstrap 法的主要优势是既不像参数检验那样需要假定总体分布的参数,又不像很多非参数检验那样需要复杂的计算公式,同时又不依赖于中心极限定理,也不需要太大的原始样本数量。因此非常适用于总体参数未知,而样本数量也不大的情况。

在技术分析的实证检验中,bootstrap 法的作用主要有四个方面:

首先,该方法并不需要假定样本总体的分布。为了判断技术分析的超额收益是否显著,传统 t 检验法要求回报率序列满足正态、平稳、时间独立、同方差等特性。但事实上,股票回报率往往存在一些与之不符的公认特性,包括尖峰厚尾、自相关、条件异方差等,此时 t 统计量是有偏的,而使用 bootstrap 法就可以避免这个问题。根据表 4.5、4.6、4.7,本书所使用的样本数据同样面临着非正态、尖峰厚尾、自相关等问题,因此可以采用该方法来确保实证结果的稳健性。

其次,该方法可以判断技术分析的经济收益是否已经能由现有的股票价格预测模型解释。例如,如果价格序列在短期内存在自相关性,那么基于价格趋势的技术交易规则所获得的超额收益或许只是因为恰好找出了这样的自相关性。因此可将技术分析应

用到 bootstrap 模拟的 $AR(n)$ 序列中,以验证这样的猜想。

再次,早期的实证检验大多只是报告基于技术交易信号的条件超额回报率,往往忽略了风险因素,或者是仅仅简单计算了夏普比率。而 bootstrap 法可以将 GARCH-M 或 E-GARCH 等股票价格模型应用到 bootstrap 模拟中,以刻画波动率的作用,因此能较好地衡量风险因素。

最后,传统的检验方法只能分别报告单个技术交易规则的超额收益,而利用 bootstrap 法可以构建针对一组交易规则的联合检验,从而可以获得综合性的检验结果。

本书使用 bootstrap 法对于技术交易规则在中国 A 股指数中的可盈利性进行了实证检验。其中,超额收益的基准参照物(benchmark)选用了若干个股票价格的预测模型,包括随机游走(random walk)、 $AR(1)$ 、GARCH-M、E-GARCH 以及时间序列动量效应(time-series momentum)。对于每个预测模型,所需要检验的原假设和备择假设为:(1)原假设。股票的真实回报率能够由预测模型解释,技术分析不能产生超额收益;(2)备择假设。股票的真实回报率不能由预测模型解释,技术分析可以产生超额收益。

具体的检验步骤如下:

第一步,分别在原始回报率序列中根据技术交易规则的买入和卖出信号,获得相应的真实条件回报率。

第二步,从原始回报率序列中随机抽取样本,并基于股票价格的预测模型进行替换,获得相应模型下的模拟回报率序列。(具体的替换方法可参见 Brock 等人,1992)

第三步,反复进行若干次上一步中的 bootstrap 重采样过程,获得若干组 bootstrap 模拟回报率序列。重采样的次数不能太少,本书中进行了 500 次。

第四步,将技术交易规则应用到每个模拟回报率序列中,同样根据买入和卖出信号,获得一组模拟的条件回报率。

第五步,比较真实条件回报率和所有的模拟条件回报率,比较前者 and 后者的大小,获得其分位位置,即可确定其显著性水平。例

如,如果真实条件回报率大于 $\alpha\%$ 的模拟条件回报率(即处于 $\alpha\%$ 上分位之内),则说明技术分析的超额回报率在 $\alpha\%$ 显著性水平上显著,原假设被拒绝。

二、随机游走模型

随机游走模型是最古老的股票价格预测模型之一,其提出可以追溯到百余年前法国数学家 Bachelier(1900)的博士论文。尽管有效市场假说的正式诞生是在大半个世纪以后,但若从理论上追根溯源,随机游走模型可以被视为有效市场假说的产物。

在一个有效市场中,从平均上看,明智的市场参与者之间的竞争将使得资产内在价值的信息被反映在真实价格中。然而,由于信息本身往往是模糊的,对于信息的解读可能存在不确定性。这会导致真实价格一开始调整幅度过大或过小,再慢慢向内在价值靠拢,最终完成调整所需的过程是独立的随机变量。因此,正如随机游走模型所刻画的,有效市场中真实价格的变化是独立的序列。这意味着价格是没有记忆的,过去的历史价格序列无法被用于预测未来价格。

在本书所使用的 bootstrap 模拟中,首先将使用随机游走模型作为基准参照对象,其定义如下:

$$r_t = r_{t-1} + \epsilon_t$$

其中, r_t 是第 t 日的回报率, ϵ_t 是独立同分布的随机项。

在 500 次的 bootstrap 重采样过程中使用上述公式,最终可获得 500 组独立同分布的模拟回报率序列,这些回报率序列具有相同的波动率和相同的无条件分布。

三、一阶自回归模型

根据表 4.5 可知中国股指的日回报率存在正向自相关,此时技术分析所产生的超额收益实际上可能只是由一个自回归过程所产生,与技术交易规则是否具备预测力无关。

为了检验该假设,本书第二个 bootstrap 模拟模型采用了最基

本的 AR(1)模型,其数学定义如下:

$$r_t = a + br_{t-1} + \varepsilon_t$$

其中, r_t 是第 t 日的回报率, ε_t 是独立同分布的随机扰动项, a 和 b 分别是截距项和自回归系数。

使用原始回报率序列进行最小二乘估计,可获得 a 和 b 的估计值,而残差序列可被用于 bootstrap 重采样的替代过程,最终获得 500 组满足 AR(1)模型的 bootstrap 模拟序列。

四、GARCH - M 模型

与古典线性回归模型中的同方差假设不符,金融时间序列往往存在随时间变化的方差,呈现出“方差群集性”现象,一段较长的起伏期与一段较长的平静期相互分隔,使得波动率在时间上存在自相关性。Engle(1982)提出的自回归条件异方差模型(ARCH)就适用于刻画存有这种特征的时间序列,即基于当前信息集的条件方差是过去的扰动平方项的线性组合。Bollerslev(1986)将该模型扩展为广义自回归条件异方差模型(GARCH),其中条件方差不仅取决于过去的扰动平方项,还取决于过去的条件方差。Engle 等人(1987)将其扩展为 ARCH - M 模型,即回报率的条件方差还会影响回报率的条件均值,从而进一步刻画了金融理论中风险与收益的关系。

本书中使用的第三个 bootstrap 模型为 ARMA(1, 1) - GARCH(1, 1) - M 模型,其数学定义如下:

$$r_t = a + b_1 r_{t-1} + b_2 \varepsilon_{t-1} + b_3 h_t + \varepsilon_t$$

$$E(\varepsilon_t | I_{t-1}) = 0$$

$$Var(\varepsilon_t | I_{t-1}) = h_t = \omega + \gamma_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \gamma_2 h_{t-1}$$

$$\varepsilon_t = h_t^{1/2} z_t, z_t \sim N(0, 1)$$

其中, r_t 是第 t 日的回报率, I_t 是信息集合, ε_t 是独立同分布的随机扰动项, h_t 为随机扰动项基于前一日信息集合的条件方差, z_t 为一白噪声过程。 $b_1 r_{t-1}$ 为 AR 项, $b_2 \varepsilon_{t-1}$ 为 MA 项, $\gamma_1 \varepsilon_{t-1}^2$ 为 ARCH 项, $\gamma_2 h_{t-1}$ 为 GARCH 项, $b_3 h_t$ 为 GARCH - M 项。

对于原始回报率序列使用极大似然估计可以获得模型参数的估计值,而残差序列同样可被用于 bootstrap 重采样的替代过程,最终获得 500 组满足 ARMA(1, 1)-GARCH(1, 1)-M 模型的 bootstrap 模拟序列。

在 GARCH-M 模型中,当条件方差较高时,期望的回报率也越高。如果技术分析的超额收益可由该模型解释,那么说明其可能仅仅是对于更高风险进行补偿,符合传统资产定价理论,并不违背有效市场假说。

五、E-GARCH 模型

传统的 GARCH 模型中条件方差对于正的价格变化和负的价格变化是对称的,不能解释金融市场中正面与反面信息冲击对于波动率影响的非对称性,即利好消息出现后,波动率趋向于下降,而利空消息出现后,波动率趋向于上升。

由 Nelson(1991)建立的指数广义自回归条件异方差模型(E-GARCH)是 GARCH 模型被广泛使用的另一个变种。在该模型中,不同符号的信息冲击可能对于波动率产生不同方向的影响,因此可以刻画波动率受到正面和负面信息冲击后变化方向的非对称性。

本书中使用的第四个 bootstrap 模型即为 ARMA(1, 1)-E-GARCH(1, 1)-M 模型,其数学定义如下:

$$\begin{aligned} r_t &= a + b_1 r_{t-1} + b_2 \epsilon_{t-1} + b_3 e^{h_t} + \epsilon_t \\ E(\epsilon_t | I_{t-1}) &= 0 \\ \log[\text{Var}(\epsilon_t | I_{t-1})] &= h_t = \omega + \gamma_1 g(z_{t-1}) + \gamma_2 h_{t-1} \\ g(z_t) &= \theta z_t + \gamma_3 [|z_t| - E(|z_t|)] \\ \epsilon_t &= e^{h_t/2} z_t, z_t \sim N(0, 1) \end{aligned}$$

其中, r_t 是第 t 日的回报率, I_t 是信息集合, ϵ_t 是独立同分布的随机扰动项, h_t 为随机扰动项基于前一日信息集合的条件方差的对数, z_t 为一白噪声过程。 $b_1 r_{t-1}$ 为 AR 项, $b_2 \epsilon_{t-1}$ 为 MA 项, $\gamma_2 h_{t-1}$ 为 GARCH 项, $b_3 e^{h_t}$ 为 GARCH-M 项。公式 $g(z_t)$ 使得 z_t 的绝对值和符号对于条件方差能够分别产生不同的影响,体现了即期回报

率对于未来波动率影响的非对称性。

同样对原始回报率序列采用极大似然估计可以获得模型参数的估计值,并使用残差序列进行 bootstrap 重采样的替代过程,最终获得 500 组满足 $ARMA(1, 1)-E-GARCH(1, 1)-M$ 模型的 bootstrap 模拟序列。

与 $GARCH-M$ 模型相类似,该模型也刻画了风险因素,因此若技术分析的经济收益可由该模型解释,同样不违背有效市场假说。

六、时间序列动量模型

动量效应 (momentum effect) 是由 Jegadeesh 和 Titman (1993) 发现的一种市场异象 (market anomaly), 其表现为在过去表现较好的股票倾向于继续走高, 在过去表现较差的股票倾向于继续走低, 于是绩优股一段时期内往往能继续击败绩差股 (所谓的“强者恒强”)。动量效应是一种比较普遍和稳健的市场异象, 在多个国家的多种类型金融市场中都发现了相关的证据。动量效应对市场有效性提出了直接质疑, 不少学者都试图从行为金融学的角度对其进行解释, 例如保守性偏差 (Barberis 等人, 1998)、过度自信 (Subrahmanyam, 1998) 等。

Moskowitz 等人 (2012) 发现了另一种市场异象, 被称为时间序列动量 (time-series momentum)。传统的动量效应是基于横截面的比较, 即过去表现“相对”较好的股票未来会击败过去表现“相对”较差的股票, 因此只需要在可选股票中购买表现最好的, 哪怕其回报率是负值。而时间序列动量则是基于一只股票自身的比较, 即过去“在绝对意义上”表现好的股票在未来会继续“在绝对意义上”表现好, 因此只应该购买此前已产生正收益的股票。Marshall 等人 (2013) 认为, 时间序列动量与技术分析中的双重移动均线规则有异曲同工之处, 后者是选择购买当前价格超过了过去一段时间平均值的股票。他们发现两者所产生的超额收益的相关系数超过了 0.8, 并且这样的相关性在不同的子样本区间、在熊市和牛市中, 以及在全球多个国家中都十分显著。两者的区别在

于技术分析所获得的买入和卖出信号都要早于时间序列动量模型,因此能产生更高的超额收益以及更高的夏普比率。

本书采用 bootstrap 法检验的最后一个预测模型即为时间序列动量模型,其数学定义如下:

$$r_t = a + b \sum_{i=1}^{91} r_{t-i} + \epsilon_t$$

其中, r_t 是第 t 日的回报率, ϵ_t 是独立同分布的随机项。

对原始回报率序列采用最小二乘估计可以获得模型参数的估计值,并使用残差序列进行 bootstrap 重采样的替代过程,最终获得 500 组满足时间序列动量模型的 bootstrap 模拟序列。

如果技术分析的超额收益可由该模型解释,那么说明可以将其看作时间序列动量效应的一种表现形式。然而,需要注意的是,除了 DMC 和 TRB 等顺应趋势性的技术交易规则,还有 RSI 等判断趋势逆转的技术交易规则,后者如果也能产生超额收益,那么显然与时间序列冲量效应无关,此时需要分开考虑。

七、检验结果

沪深 300 指数是目前最具代表性的涵盖了沪深两市的指数,并且是中国首种股指期货合约的标的指数。本书将使用 bootstrap 法检验技术分析对于该指数的可盈利性。根据表 4.9 可知,DMC 规则和 TRB 规则在沪深 300 指数的原始序列中可以获得最高的超额收益。首先,针对这两类规则,记录原始序列基于买入信号的条件收益率和标准差、基于卖出信号的条件收益率和标准差以及基于买入—卖出信号的条件收益率。

接着,对于随机游走、AR(1)、ARMA(1, 1)-GARCH(1, 1)-M、ARMA(1, 1)-E-GARCH(1, 1)-M、时间序列动量这五个模型,分别基于沪深 300 指数估计模型参数,表 4.10 中给出了相关的模型参数估计结果。其中,AR(1)模型和时间序列动量模型的估计使用了普通最小二乘估计法,ARMA(1, 1)-GARCH(1,

1)-M 模型和 ARMA(1, 1)-E-GARCH(1, 1)-M 模型的估计则是使用了极大似然估计法。

表 4.10 基于沪深 300 指数的五个模型参数估计

面板 A: AR(1)模型									
$r_t = a + b r_{t-1} + \varepsilon_t$									
参数	a				b				
估计值	0.000 47				0.018 49				
t 值	1.087				0.814				
面板 B: ARMA(1, 1)-GARCH(1, 1)-M 模型									
$r_t = a + b_1 r_{t-1} + b_2 \varepsilon_{t-1} + b_3 h_t + \varepsilon_t$									
$E(\varepsilon_t I_{t-1}) = 0, Var(\varepsilon_t I_{t-1}) = h_t = \omega + \gamma_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \gamma_2 h_{t-1}$									
参数	a	b_1	b_2	b_3	ω	γ_1	γ_2		
估计值	0.000 2	-0.805 6	0.835 9	1.114 2	0.000 0	0.046 6	0.946 7		
t 值	0.292 7	-8.755 7	9.877 7	0.519 9	2.639 9	5.898 0	105.95		
面板 C: ARMA(1, 1)-E-GARCH(1, 1)-M 模型									
$r_t = a + b_1 r_{t-1} + b_2 \varepsilon_{t-1} + b_3 e^{h_t} + \varepsilon_t$									
$E(\varepsilon_t I_{t-1}) = 0, \log[Var(\varepsilon_t I_{t-1})] = h_t = \omega + \gamma_1 g(z_{t-1}) + \gamma_2 h_{t-1}$									
$g(z_t) = \theta z_t + \gamma_3 [z_t - E(z_t)]$									
$\varepsilon_t = e^{h_t/2} z_t, z_t \sim N(0, 1)$									
参数	a	b_1	b_2	b_3	ω	γ_1	γ_2	θ	γ_3
估计值	0.000 5	-0.809	0.840	2.130	-0.068	-0.006	0.991	-0.093	0.114
t 值	3.344 0	-6.465	7.881	2.893	-2.508	0.706	293.5	-57.23	6.686
面板 D: 时间序列动量模型									
$r_t = a + b \sum_{i=1}^{91} r_{t-i} + \varepsilon_t$									
参数	a				b				
估计值	0.000 3				0.591 4				
t 值	0.691				3.951				

注释：使用 2005 年 1 月 4 日至 2012 年 12 月 31 日的日度价格数据计算日对数收益率，估计模型参数。AR(1)模型和时间序列动量模型使用了 OLS 估计法，而 ARMA(1, 1)-GARCH(1, 1)-M 模型和 ARMA(1, 1)-E-GARCH(1, 1)-M 模型则使用了极大似然估计法。

根据所估计的模型参数,对每种模型进行 500 次 bootstrap 模拟,各获得 500 组 bootstrap 模拟序列。检验 DMC 规则和 TRB 规则在每个模拟序列中所能获得的超额回报率,分别记录模拟序列基于买入信号的条件收益率和标准差、基于卖出信号的条件收益率和标准差以及基于买入—卖出信号的条件收益率,分别计算 500 组模拟序列的平均值,判断技术分析超额回报率是否能由这些模型解释。

例如,如果时间序列动量模型的模拟序列基于买入信号的超额回报率的平均值高于原始序列,说明技术分析的作用能够由时间序列动量模型解释,其超额回报率可能仅仅是时间序列动量效应的一种表现。同时,如果时间序列动量模型的模拟序列基于买入信号的超额回报率的标准差低于原始序列,说明技术分析在原始序列中所产生的超额回报率或许是因为承担了更高的风险,在经过风险调整后或许并不能产生经济收益,从而与有效市场假说并不矛盾。

最后,对于每种模型,比较原始序列和模拟序列的技术分析检验结果,计算 500 组模拟序列中,各种超额回报率和标准差高于原始序列的比例。该比例值可以被视为判断原始序列中技术分析超额回报率在经过股票价格模型调整后的显著性水平的概率 p 值。例如,如果时间序列动量模型的 500 个模拟序列基于买入信号的超额回报率中有 5% 高于原始序列,说明技术分析的超额收益在经过时间序列动量效应调整后,仍在 5% 的显著性水平上显著。如果时间序列动量模型的 500 个模拟序列基于买入信号的超额回报率的标准差中有 5% 高于原始序列,说明技术分析的超额收益在经过时间序列动量效应调整后,其承担的超额风险在 5% 的显著性水平上显著。由此方法进行的统计检验所获得的显著性水平克服了传统的 t 检验所面临的股票价格序列的非正态性、尖峰厚尾、自相关等问题。

表 4.11 中列出了技术分析超额收益的 bootstrap 检验结果,从每个面板的第三列可以看出,模拟序列基于买入信号的收益

率平均来说要小于原始序列,原始序列的超额收益在经过模型调整后仍具备较高的显著性。而每个面板的第四列则说明,模拟序列基于买入信号的收益率的波动率和原始序列比较接近,技术交易者在做多时所承担的超额风险并不显著。从每个面板的第六列则可以看出,模拟序列基于卖出信号的超额回报率平均来说要大于原始序列,卖出信号在原始序列中能够正确预测负收益,而在模拟序列中则不能,说明卖出信号的信息含量并不能由这些模型解释。而到了第七列中,可以发现模拟序列基于卖出信号的收益率的波动率要小于原始序列,这说明技术交易者在做空时会承担更多的超额风险。继续观察最后一列,可以看出买一卖信号组合在原始序列中所产生的正超额收益,在模拟序列中完全消失了,这说明技术分析的超额收益并不能由这些模型解释。

表 4.11 针对五种模型分别进行 500 次 bootstraps 模拟测试的结果

技术规则	检验对象	买入收益均值	买入收益标准差	卖出收益均值	卖出收益标准差	买卖收益差均值
面板 A: 随机游走模型						
DMC	模拟序列	0.000 3	0.019 1	0.001 0	0.019 1	-0.000 7
	原始序列	0.001 2	0.019 7	-0.000 6	0.021 4	0.001 8
	显著性比例	0.094	0.224	0.986	0.008	0.012
TRB	模拟序列	0.000 3	0.019 1	0.001 0	0.019 1	-0.000 7
	原始序列	0.001 7	0.019 4	-0.000 8	0.021 3	0.002 5
	显著性比例	0.016	0.352	0.988	0.006	0.000
面板 B: AR(1)模型						
DMC	模拟序列	0.000 4	0.019 1	0.001 0	0.019 1	-0.000 6
	原始序列	0.001 2	0.019 7	-0.000 6	0.021 4	0.001 8
	显著性比例	0.104	0.228	0.970	0.002	0.018
TRB	模拟序列	0.000 4	0.019 2	0.000 9	0.019 1	-0.000 5
	原始序列	0.001 7	0.019 4	-0.000 8	0.021 3	0.002 5
	显著性比例	0.036	0.334	0.984	0.010	0.002

续 表

技术规则	检验对象	买入收益均值	买入收益标准差	卖出收益均值	卖出收益标准差	买卖收益差均值
面板 C: ARMA(1, 1)-GARCH(1, 1)-M 模型						
DMC	模拟序列	0.000 7	0.019 8	0.001 2	0.019 9	-0.000 5
	原始序列	0.001 2	0.019 7	-0.000 6	0.021 4	0.001 8
	显著性比例	0.114	0.662	0.992	0.580	0.010
TRB	模拟序列	0.000 8	0.019 7	0.001 2	0.019 9	-0.000 4
	原始序列	0.001 7	0.019 4	-0.000 8	0.021 3	0.002 5
	显著性比例	0.122	0.656	0.996	0.578	0.010
面板 D: ARMA(1, 1)-E-GARCH(1, 1)-M 模型						
DMC	模拟序列	0.000 5	0.024 1	0.001 3	0.019 2	-0.000 8
	原始序列	0.001 2	0.019 7	-0.000 6	0.021 4	0.001 8
	显著性比例	0.120	0.768	0.988	0.858	0.010
TRB	模拟序列	0.000 7	0.031 4	0.001 3	0.028 4	-0.000 6
	原始序列	0.001 7	0.019 4	-0.000 8	0.021 3	0.002 5
	显著性比例	0.092	0.960	0.992	0.648	0.008
面板 E: 动量效应模型						
DMC	模拟序列	0.000 4	0.017 8	0.001 0	0.018 9	-0.000 7
	原始序列	0.001 2	0.019 7	-0.000 6	0.021 4	0.001 8
	显著性比例	0.104	0.212	0.968	0.196	0.012
TRB	模拟序列	0.000 4	0.017 8	0.001 0	0.019 1	-0.000 6
	原始序列	0.001 7	0.019 4	-0.000 8	0.021 3	0.002 5
	显著性比例	0.012	0.246	0.978	0.236	0.002

注释：“原始序列”是指模拟序列技术分析超额回报率的平均值，“显著性比例”是指对模拟序列进行技术分析超额回报率大于原始序列技术分析超额回报率的比例。

综上所述,基于沪深 300 指数的 bootstrap 检验表明,技术分析的买入和卖出信号所带来的超额收益并不能由随机游走、AR(1)、ARMA(1, 1)-GARCH(1, 1)-M、ARMA(1, 1)-E-

GARCH(1, 1)-M、时间序列动量等模型解释。同时,基于买入信号交易并不会承担更高的风险,此时技术分析的超额回报率不能由风险因素解释,与此前基于夏普比率的检验结果一致。但是,如果根据卖出信号进行卖空,则有可能会承担更多的风险。实际上,卖空一直被认为是高风险的交易行为,这样的结果也与传统的观念相符合。

第五节 价格形态识别算法

一、使用目的与步骤

技术分析受到批评的一个主要原因,同时也是对其进行研究的一个主要障碍,就是部分技术交易规则的主观性。在业界实践中,以价格形态规则为例,其产生的技术交易信号是通过技术分析师利用肉眼识别价格图表而观察到的,是针对几何图形的视觉判断。而在现代数量金融学中,主要的实证方法是利用计算机进行定量分析,是针对代数数据的统计推断。两者用来描述和研究问题的基本工具截然不同,因此产生莫大的鸿沟也就不足为奇了。

幸运的是,伴随着计算机运算能力的进步,利用计算机处理几何图形已经成为可能。Chang 和 Osler(1999)首次将图形识别算法运用到技术分析的研究中,模拟了技术分析师人工辨认价格形态的过程,系统检验了头肩形态规则。本书将使用 Lo 等人(2000)所提供的方法,检验前文中所介绍的十种价格形态规则。

在价格图表中,一些图形是构成重要价格形态的基础,需要被辨认出;而另一些图形只是无意义的随机波动,需要被过滤掉。这些工作过去只能通过肉眼完成,有经验的技术分析师可以快速得到准确的结果,给出真实的价格形态。

事实上,有一类被称为平滑估计量(Smoothing Estimators)

的统计量也可以扮演同样的角色。平滑估计量可以过滤掉无意义的噪声,找出数据序列中重要的非线性关系。利用这种方法,计算机可以起到与资深技术分析师相同的作用,从而允许研究人员对价格形态规则进行实证检验。

本书中所使用的平滑估计量被称为非参数核回归估计量(Nonparametric Kernel Regression Estimator)。其基本原理就是通过统计学方法,对价格走势的曲线图进行平滑,以便确认真实的区域极大与极小值,构建识别算法,进而使得计算机可以自动辨认出价格序列中所隐含的特殊形态。

为了检验价格形态规则在中国 A 股市场中所产生的超额收益,使用价格形态识别算法的具体步骤如下:

第一步,提取指数或个股价格的时间序列,在整个样本区间上依次反复截取宽度为 30 个交易日的滑动窗口。

第二步,在每个窗口区间内,进行非参数核回归估计,对原价格序列进行平滑,过滤掉噪音值,找出所有真实的区域极大值和极小值。

第三步,根据真实的区域极大值和极小值的特征,与规则中所定义的各种价格形态进行比较,找出匹配的价格形态。

第四步,在最后一个极值点后,间隔 3 个交易日作为缓冲期,以等待价格形态的完成,确保其在现实中也就可以被技术分析师辨认出。在 3 个交易日后确认买入和卖出信号,开始计算超额回报率,此时保证了所检验的超额回报率是在样本外完成的,与价格形态的识别无关。

第五步,对超额收益进行统计检验。通过第四步到第五步的过程,在每个滚动窗口中用于价格形态识别的样本内数据(in-sample data)均没有被用于超额收益的样本外测试(out-of-sample test),避免了前视偏差。

二、平滑估计量

以最小二乘估计量为代表的传统参数线性估计法是假设数据

存在某种线性关系,并且样本总体服从某种特定参数的分布,比如正态分布。而平滑估计量则可以被用于刻画数据的非线性关系,也不需要假设总体分布的参数。其常用的方法包括核回归估计、神经网络、最近邻位回归、平均衍生估计、正交序列扩充、投影寻踪、样条函数等。

平滑估计量不仅能够像传统的统计方法一样从样本数据中推断出最优的估计量,而且能够从无规律的干扰数据中探测出一定的规律,在某种程度上与人类的认知能力相吻合。因此,可以将其用于技术分析的研究中,以模拟技术分析师对价格图表进行认知的过程。

给定价格序列 P_t , 假定其满足如下等式:

$$P_t = x(t) + \epsilon_t$$

其中, x 是未知的线性关系, ϵ_t 是白噪声。

平滑估计量 $\hat{x}$ 的作用就是构建出一个平滑的函数方程,使 P_t 可以近似满足该方程,从而估计出非线性函数 x 。

设想在一个任意时刻 t_0 , 如果人们可以打破现实的束缚,能够重复观察当前价格的实现值 P_0 若干次,并且这些观察值都是相互独立的,记为 $P_0^1, P_0^2 \dots P_0^n$, 那么非线性函数 x 在 t_0 时刻的一个自然的估计量就是这些观察值的平均值:

$$\begin{aligned}\hat{x}(t_0) &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n P_0^i = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [x(t_0) + \epsilon_{t_0}^i] \\ &= x(t_0) + \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \epsilon_{t_0}^i\end{aligned}$$

根据大数定律

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \epsilon_{t_0}^i = 0$$

从而有

$$\hat{x}(t_0) = x(t_0)$$

对于现实中的时间序列 P_t , 不可能真正有机会进行重复采样。然而, 如果函数 x 足够平滑, 则在 t_0 时刻附近的观察值 P_t 应十分接近于 $x(t_0)$ 。此时, $x(t_0)$ 可以被视为常数, 其值等于 $x(t)$ 在 t_0 时刻附近观察值的平均值。这些观察值越接近于 t_0 , 其平均值就越接近于 $x(t)$ 。

在计算平均值时, 可对每个观察值取权重, 越接近于 t_0 的观察值权重越高, 获得局部加权平均值, 从而起到平滑的作用。给定权重序列 w_i , 则 $x(t)$ 的平滑估计量 $\hat{x}(t)$ 可以表达为:

$$\hat{x}(t) = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T w_i(t) P_i = 0$$

其中, i 越接近于 t , w_i 越大。

在实证检验中, 需要在合适的范围内选取 w_i 。如果观察值的选取范围较小, 也就是说观察值都非常接近于 t , 那么会造成平滑程度很低, 对原有的非线性关系保留较好, 但同时可能也保留了一定的噪声。如果选取的范围较大, 也就是说观察值都非常接近于 t , 那么会造成平滑程度很高, 过滤了大量噪声, 但也可能会破坏原有数据中的非线性关系。

三、核回归估计量

核回归估计量简称核回归, 是一种较为常用的平滑估计量。在该方法中, 权重函数取决于概率密度函数 $K(t)$, 称之为核函数。

$$K(x) \geq 0, \int K(u) du = 1$$

为了确定权重的取值范围, 定义参数 m , 使得

$$K_m(x) = \frac{1}{m} K\left(\frac{x}{m}\right)$$

此时权重函数可以被定义为

$$w_{i,m}(t) = \frac{K_m(i-t)}{g(i)}$$

$$g(i) = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T K_m(i-t)$$

参数 m 的大小决定了平滑程度的高低。当 m 取值较小时, 观察值落在 t 附近的区域内, 平滑程度较低, 保留了较多的非线性关系的信息, 但也保留了较多的噪声。当 m 取值较大时, 观察值落在 t 附近的区域内, 平滑程度较低, 保留了较多的非线性关系的信息, 但也保留了较多的噪声。最终获得了 $x(t)$ 的 Nadaraya-Watson 核回归估计量:

$$\hat{x}_m(t) = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T w_{i,m}(t) P_i = \frac{\frac{1}{T} \sum_{i=1}^T K_m(i-t) P_i}{\frac{1}{T} \sum_{i=1}^T K_m(i-t)}$$

常用的核函数有很多种, 其中最为普遍的是高斯核函数:

$$K_m(t) = \frac{e^{-\frac{t^2}{2m^2}}}{m\sqrt{2\pi}}$$

参数 m 的选取无疑十分重要, 既不能选得太大, 以免遗漏必要的信息, 破坏了原序列中的非线性关系; 又不能选得太小, 以免留下过多的噪声, 起不到平滑的效果。统计学家发明了很多自动选取参数 m 的方法, 本书使用了较为流行的交叉确认 (Cross-Validation) 法。

在该方法中, m 的选取是通过最小化下面的交叉确认函数获得的:

$$f(m) = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T (P_i - \hat{x}_m(t))^2$$

可以看出, 最小化 $f(m)$ 的本质就是最小化核回归估计量的平方误差。这与最小二乘法的核心思想一致, 其目的是最小化拟合误差。

通过这样一个对 m 进行优化的过程,最终获得的核回归估计量使得估计的渐进均方误差最小。

总体而言,本书采用的核回归法是最简单易用的平滑估计量之一。除此之外,诸如局部多项式回归(Local Polynomial Regression)等其他平滑估计量也可被用于技术分析的实证研究中。

四、检验结果

将基于核回归平滑估计量的价格形态识别算法应用到各只股票的价格序列中,可以使计算机能够在庞大的样本中自动阅读价格图表,从而找出前文所定义的十种价格形态。

图 4.6 到图 4.15 以浦发银行从 2000—2012 年的股票价格走势为例,分别给出头肩形态、扩散顶形态、矩形顶形态、三角顶形态、双重顶形态、反向头肩形态、扩散底形态、矩形底形态、三角底形态、双重底形态十种典型的价格形态的范例,其中前五种价格形态产生卖出信号,后五种价格形态产生买入信号。从图中可以看出核回归平滑估计量的拟合作用,这是一种非参数的非线性拟合,与传统的最小二乘估计中的参数线性拟合形成了对比。

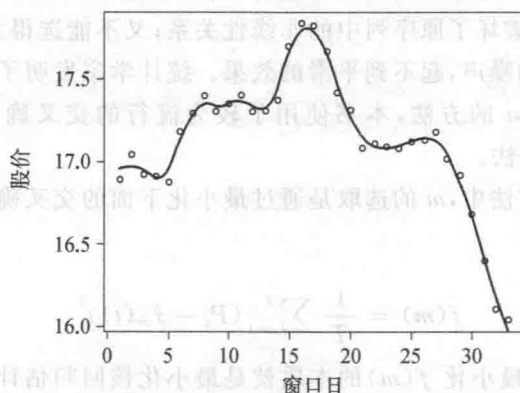


图4.6 头肩形态基于核回归平滑估计量的拟合图形示例

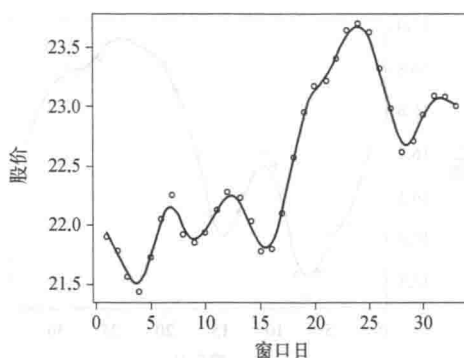


图 4.7 扩散顶形态基于核回归平滑估计量的拟合图形示例

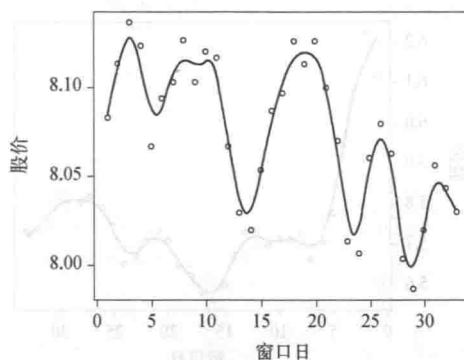


图 4.8 矩形顶形态基于核回归平滑估计量的拟合图形示例

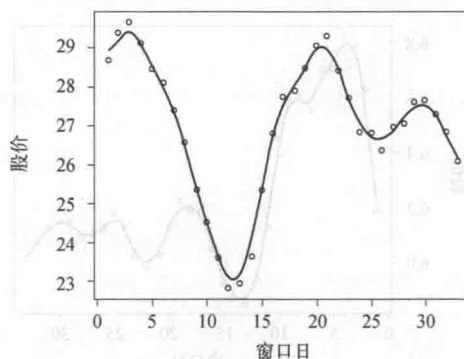


图 4.9 三角顶形态基于核回归平滑估计量的拟合图形示例

104 ■ 技术分析、有效市场与行为金融 I

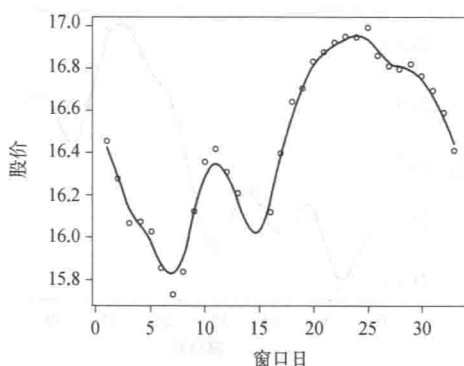


图 4.10 双重顶形态基于核回归平滑估计量的拟合图形示例

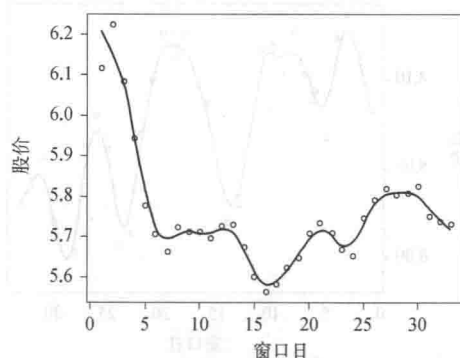


图 4.11 反向头肩形态基于核回归平滑估计量的拟合图形示例

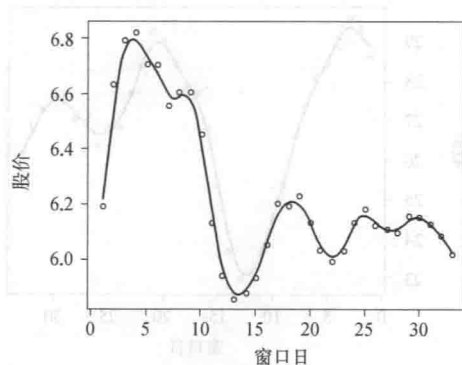


图 4.12 扩散底形态基于核回归平滑估计量的拟合图形示例

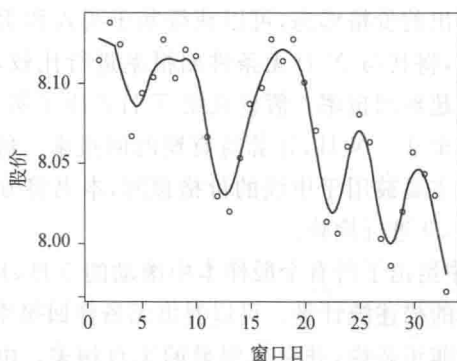


图 4.13 矩形底形态基于核回归平滑估计量的拟合图形示例

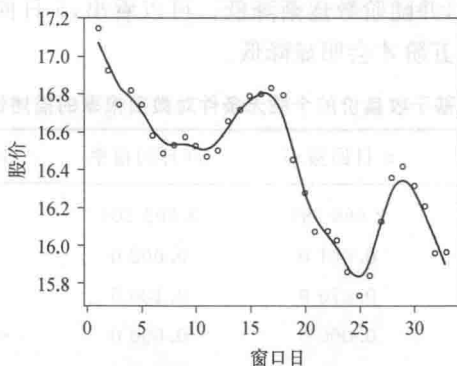


图 4.14 三角底形态基于核回归平滑估计量的拟合图形示例

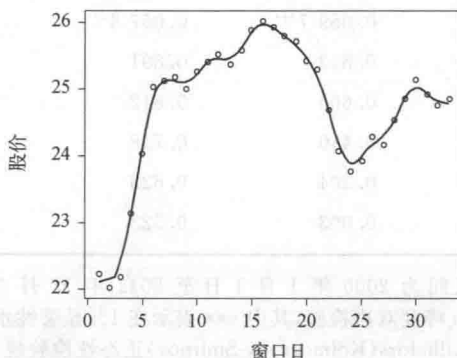


图 4.15 双重底形态基于核回归平滑估计量的拟合图形示例

根据识别出的价格形态,可以获得基于买入和卖出信号的 N 日条件回报率,将其与 N 日无条件回报率进行比较,即可获得价格形态规则的超额回报率。假设在第 T 日产生了买入信号,那么将持有股票直至 $T+N$ 日,计算持有期的回报率。价格形态规则在技术分析中主要被用于中线的价格预测,本书将分别取 $N=5$ 、 $N=10$ 和 $N=30$ 进行检验。

表 4.12 中给出了所有个股样本中滚动的 5 日、10 日和 30 日无条件回报率的描述统计量。可以看出无条件回报率呈现出显著的尖峰厚尾和非正态性,并存在明显的正自相关。由于使用的是滚动数据计算回报率,存在很大的相互重叠部分,因此自然会出现较高的自相关,并随阶数逐渐降低。可以看出,5 日回报率的自相关系数要到第五阶才会明显降低。

表 4.12 基于收盘价的个股无条件对数回报率的描述性统计量

	5 日回报率	10 日回报率	30 日回报率
观测数	2 666 995	2 662 505	头肩
均值	0.001 0	0.002 0	0.005 1
标准差	0.070 9	0.100 5	0.178 8
中位数	0.000 0	0.000 0	-0.002 5
偏度	1.318 8	1.016 6	0.763 8
峰度	46.575 9***	25.339 2***	11.394 8***
正态性检验	0.059 7***	0.057 6***	0.055 0***
AC(1)	0.813	0.891	0.971
AC(2)	0.606	0.812	0.939
AC(3)	0.410	0.718	0.908
AC(4)	0.204	0.623	0.875
AC(5)	0.003	0.523	0.841

注释:样本区间为 2000 年 1 月 1 日至 2012 年 12 月 31 日。进行了 Anscombe-Glynn 峰度双边检验,其中 *** 表示在 1% 显著性水平下存在不为 3 的峰度;以及 Lilliefors(Kolmogorov-Smirnov)正态性检验统计量,其中 *** 表示在 1% 显著性水平下拒绝正态性。AC(n)是 n 阶自相关系数。

表 4.13、表 4.14 和表 4.15 分别给出了价格形态规则 5 日、10 日和 30 日的条件回报率和超额回报率。可以发现,所有的买入信号都不能获得正的条件回报率。相反,这些看多的价格形态的 5 日、10 日和 30 日的超额回报率都显著为负,这说明产生买入信号的价格形态规则的预测并不准确。

表 4.13 基于价格形态规则的 5 日条件回报率和超额回报率

价格形态 种类	信号 类型	累计出 现次数	条件 回报率	超额 回报率	超额回报率 t 检验统计量
反向头肩	买入	4 853	-0.006 1	-0.007 1	-6.958 6
扩散底	买入	5 978	-0.006 1	-0.007 2	-7.798 9
三角底	买入	8 295	-0.005 2	-0.006 2	-7.960 2
矩形底	买入	573	-0.005 6	-0.006 6	-2.236 1
双重底	买入	20 716	-0.012 6	-0.013 6	-27.480 3
买入信号累计		40 415	-0.009 2	-0.010 2	-28.827 6
头肩	卖出	4 899	-0.004 5	-0.005 5	-5.448 7
扩散顶	卖出	6 776	0.007 3	0.006 3	7.279 6
三角顶	卖出	8 530	-0.005 8	-0.006 8	-8.860 5
矩形顶	卖出	518	0.000 6	-0.000 5	-0.149 2
双重顶	卖出	2 633	0.009 2	0.008 2	5.908 4
卖出信号累计		23 356	0.000 1	-0.000 9	-1.963 9

表 4.14 基于价格形态规则的 10 日条件回报率和超额回报率

价格形态 种类	信号 类型	累计出 现次数	条件 回报率	超额 回报率	超额回报率 t 检验统计量
反向头肩	买入	4 853	-0.005 6	-0.007 6	-5.265 8
扩散底	买入	5 978	-0.010 2	-0.012 3	-9.436 9
三角底	买入	8 295	-0.005 5	-0.007 5	-6.796 2
矩形底	买入	573	-0.008 0	-0.010 0	-2.392 6
双重底	买入	20 716	-0.013 2	-0.015 2	-21.683 1
买入信号累计		40 415	-0.010 2	-0.012 2	-24.229 6

续 表

价格形态 种类	信号 类型	累计出 现次数	条件 回报率	超额 回报率	超额回报率 <i>t</i> 检验统计量
头肩	卖出	4 899	-0.009 6	-0.011 6	-8.069 9
扩散顶	卖出	6 776	0.006 7	0.004 6	3.794 8
三角顶	卖出	8 530	-0.003 3	-0.005 4	-4.909 7
矩形顶	卖出	518	-0.003 4	-0.005 4	-1.232 0
双重顶	卖出	2 633	0.013 5	0.011 5	5.866 0
卖出信号累计		23 356	0.000 2	-0.001 9	-2.825 2

表 4.15 基于价格形态规则的 30 日条件回报率和超额回报率

价格形态 种类	信号 类型	累计出 现次数	条件 回报率	超额 回报率	超额回报率 <i>t</i> 检验统计量
反向头肩	买入	4 853	-0.016 6	-0.021 7	-8.458 9
扩散底	买入	5 978	-0.010 9	-0.016 0	-6.913 7
三角底	买入	8 295	0.004 7	-0.000 5	-0.230 2
矩形底	买入	573	-0.025 2	-0.030 3	-4.059 7
双重底	买入	20 716	-0.011 7	-0.016 8	-13.501 0
买入信号累计		40 415	-0.009 0	-0.014 1	-15.767 6
头肩	卖出	4 899	-0.004 3	-0.009 4	+3.683 0
扩散顶	卖出	6 776	0.016 2	0.011 1	5.098 8
三角顶	卖出	8 530	0.005 5	0.000 3	0.172 7
矩形顶	卖出	518	-0.009 5	-0.014 6	-1.858 6
双重顶	卖出	2 633	0.009 6	0.004 5	1.281 5
卖出信号累计		23 356	0.006 7	0.001 5	1.313 9

在产生卖出信号的价格形态中,仅有头肩形态始终可以产生显著为负的超额回报率,证明其看空的预测较为准确。随着计算

回报率的周期的变长,超额回报率显示出逐渐降低的趋势。除此之外,只有三角顶形态能够产生显著为负的超额回报率,但是随着周期的变长而急剧降低,到 30 日时已完全消失。矩形顶形态虽然也可以产生负超额回报率,但并不显著。

上述实证结果表明仅有头肩形态规则可以获得比较稳健的经济收益,其余种类的价格形态,特别是各种底类形态,所预测的价格走势都无法获得有力的证据支持。这样的实证结果或许也解释了为什么头肩形态会成为技术分析的价格形态中最为流行的一种。

第六节 K 线图规则的检验

一、条件回报率

K 线图规则(CSR)在本书所检验的技术交易规则中较为特殊,这一方面体现在其不仅使用了收盘价,还使用了开盘价、最高价和最低价;另一方面则是由于 K 线图主要被技术分析师用于短线的价格预测,只需考虑其短期内的收益即可。因此,本书中检验了基于 K 线图规则产生的买入和卖出信号所获得的单日条件回报率和 5 日条件回报率。

对于 T 日产生的买入信号,假设其可以在 T+1 日以开盘价买入,在 T+1 日(T+5 日)以收盘价卖出,计算单日(5 日)条件回报率,若该条件回报率与全样本无条件回报率的差值(即超额回报率)为正且绝对值越大,说明买入信号的信息含量越大。

对于 T 日产生的卖出信号,假设其已经持有该股或能够进行卖空,可以在 T+1 日(T+5 日)以开盘价卖出,在 T+1 日(T+5 日)以收盘价买入,计算单日(5 日)条件回报率,若该条件回报率与全样本无条件回报率的差值(超额回报率)为负且绝对值越大,说明卖出信号的信息含量越大。

在其他技术交易规则的检验中,日回报率是次日收盘价与前

日收盘价的对数值之差,而在 K 线图规则中,需注意到日回报率是次日收盘价与次日开盘价的对数值之差。Day 和 Wang(2002)指出,普通技术交易规则在出现买卖信号当天未必能够以收盘价完成相应交易,只能等到次日开盘,如果仅使用收盘价来检验,会造成偏差。而在 K 线图规则的检验中并不存在这个问题。也就是说,如果次日为阳线,那么确保了回报率为正值;如果次日为阴线,则回报率必然为负值。

表 4.16 给出了单日和 5 日无条件对数回报率的描述性统计量,分别考虑了计算交易成本和不计交易成本的情况,样本区间为 2000 年 1 月 1 日至 2012 年 12 月 31 日。可以看出无条件回报率呈现出显著的尖峰厚尾和非正态性,并存在一定的自相关,其中单日回报率存在负相关,其余为正相关。更重要的是,交易成本显著降低了平均收益率,在后续检验中需要慎重对待。

表 4.16 基于开盘价与收盘价的个股无条件对数回报率的描述性统计量

	单日回报率 不计交易成本	5 日回报率 不计交易成本	单日回报率 计算交易成本	5 日回报率 计算交易成本
观测数	2 680 530	2 676 040	2 680 530	2 676 040
均值	0.000 3	-0.000 1	-0.012 8	-0.013 2
标准差	0.023 1	0.063 3	0.023 2	0.063 3
中位数	-0.000 7	-0.000 9	-0.015 3	-0.013 5
偏度	0.321 8	0.185 7	0.257 8	0.138 2
峰度	5.624 6***	6.396 5***	5.662 8***	6.409 5***
正态性检验	0.073 1***	0.073 0***	0.068 4***	0.072 9***
AC(1)	-0.056	0.817	-0.044	0.817
AC(2)	0.019	0.627	0.030	0.627
AC(3)	0.028	0.448	0.039	0.448
AC(4)	0.044	0.258	0.055	0.260
AC(5)	0.003	0.070	0.014	0.072

注释:进行了 Anscombe-Glynn 峰度双边检验,其中 *** 表示在 1% 显著性水平下存在不为 3 的峰度;以及 Lilliefors(Kolmogorov-Smirnov)正态性检验统计量,其中 *** 表示在 1% 显著性水平下拒绝正态性。AC(n)是 n 阶自相关系数。

二、超额回报率

接下来检验各类 K 线图规则。首先不考虑交易成本,并且仅持有 1 日,表 4.17 的第四列给出了此时基于买入信号的条件回报率,括号中为其 t 检验统计量。第五列给出了基于买入信号的超额回报率,也就是条件回报率与无条件回报率之差,第六列为其 t 检验统计量。可以发现,除了较为复杂的“上升三法”、“启明之星”和“三白兵”三种规则外,其余产生买入信号的 K 线图规则都能产生显著为正的超额回报率。其中超额回报率最高的是出现第二多的“牛市孕育线”。这说明超额回报率与 K 线图的复杂和罕见程度无关,一些简单、常见的规则反而能产生较高的超额回报率。

表 4.17 基于 K 线图规则的单日条件回报率(不计交易成本)

K 线图 种类	信号 类型	累计出 现次数	条件 回报率	超额 回报率	超额回报率 t 检验统计量
长阳线	买入	68 508	0.001 9	0.001 6	18.271 9
锤形线	买入	5 292	0.001 5	0.001 2	3.816 1
倒锤线	买入	4 842	0.004 8	0.004 6	13.694 6
向上吞没线	买入	6 390	0.003 4	0.003 2	10.943 8
刺穿线	买入	11 582	0.002 4	0.002 1	9.707 3
看涨反击线	买入	1 750	0.002 3	0.002 0	3.670 7
牛市孕育线	买入	12 726	0.006 7	0.006 5	31.465 3
镊形底	买入	6 618	0.002 3	0.002 1	7.219 5
上升三法	买入	258	0.000 9	0.000 6	0.416 9
启明之星	买入	441	-0.003 1	-0.003 3	-3.041 3
三白兵	买入	4 063	-0.001 8	-0.002 1	-5.701 9
买入信号累计		122 470	0.002 5	0.002 2	33.187 2
长阴线	卖出	68 166	0.004 0	0.003 7	41.465 6
上吊线	卖出	1 896	0.003 5	0.003 2	6.006 2
流星线	卖出	1 722	0.000 0	-0.000 3	-0.482 5

续 表

K 线图 种类	信号 类型	累计出 现次数	条件 回报率	超额 回报率	超额回报率 t 检验统计量
向下吞没线	卖出	2 933	-0.001 9	-0.002 2	-5.086 1
乌云压顶	卖出	2 541	-0.006 6	-0.006 9	-14.960 0
看跌反击线	卖出	1 750	0.002 3	0.002 0	3.670 7
熊势孕育线	卖出	4 753	-0.003 8	-0.004 1	-12.121 0
镊形顶	卖出	6 902	0.003 3	0.003 1	10.955 8
下降三法	卖出	279	-0.001 2	-0.001 5	-1.096 9
黄昏之星	卖出	522	0.010 6	0.010 3	10.191 2
三只乌鸦	卖出	795	0.006 2	0.005 9	6.277 5
乌鸦双飞	卖出	606	0.002 1	0.001 8	2.213 5
卖出信号累计		92 865	0.003 0	0.002 7	34.953 3

卖出信号方面,负的条件收益率方才符合规则预测,其中绝对值最高的是著名的“乌云压顶”。然而有趣的是,其余超过半数的规则都不能产生负的条件收益率,甚至是显著为正,与规则的预测截然相反。例如出现最多的“长阴线”规则的效果与“长阳线”竟然相同,都是录得了正的条件回报率,且平均值更高,这说明在一根较长的阳线和阴线之后,往往都是紧随着一根阳线,并且在大跌之后一个交易日出现反弹的概率还要高于在大涨之后一个交易日继续上冲的概率。总体来看,卖出信号之后出现阳线的概率甚至要高于买入信号之后,并且在统计上都十分显著,这说明在不考虑交易成本的情况下,K线图规则的买入信号的预测准确度较强,而卖出信号的预测大多数是南辕北辙。

仅仅观察信号出现次日的价格也许不能完全反映预测的走势,需要进一步观察持有5日的回报率(同样不考虑交易成本),表4.18第四列给出了此时基于K线图规则的条件回报率,括号中为其 t 检验统计量。第五列给出了基于K线图规则的超额回报率,也就是条件回报率与无条件回报率之差,第六列为其 t 检验统计量。可以发现,原本买入信号产生的超额回报率大多出现了不同程度的下降甚

至是反转(“锤形线”和“镊形底”),这说明 K 线图规则的预测力主要局限于短期之内。卖出信号方面,所有的规则此时都不再能产生显著为负的条件超额回报率,原本效果最好的“乌云压顶”规则的检验结果甚至出现了反转,大部分规则南辕北辙的程度都更强了。

表 4.18 基于 K 线图规则的 5 日条件回报率(不计交易成本)

K 线图 种类	信号 类型	累计出 现次数	条件 回报率	超额 回报率	超额回报率 t 检验统计量
长阳线	买入	68 361	0.001 3	0.001 4	5.790 9
锤形线	买入	5 290	-0.004 2	-0.004 1	-4.748 8
倒锤线	买入	4 840	0.009 0	0.009 1	10.018 0
向上吞没线	买入	6 388	0.007 3	0.007 4	9.307 4
刺穿线	买入	11 577	0.008 5	0.008 6	14.557 5
看涨反击线	买入	1 748	0.004 5	0.004 5	2.989 9
牛势孕育线	买入	12 724	0.009 3	0.009 3	16.613 6
镊形底	买入	6 616	-0.008 7	-0.008 7	-11.137 0
上升三法	买入	258	-0.004 7	-0.004 6	-1.166 5
启明之星	买入	441	-0.008 1	-0.008 0	-2.665 1
三白兵	买入	4 057	-0.000 6	-0.000 5	-0.501 9
买入信号累计		122 300	0.002 6	0.002 7	14.592 6
长阴线	卖出	68 137	0.012 0	0.012 1	49.179 1
上吊线	卖出	1 895	0.004 4	0.004 4	3.057 2
流星线	卖出	1 718	-0.001 7	-0.001 6	-1.056 5
向下吞没线	卖出	2 933	0.004 8	0.004 8	4.128 1
乌云压顶	卖出	2 541	0.012 7	0.012 8	10.165 8
看跌反击线	卖出	1 748	0.004 5	0.004 5	2.989 9
熊势孕育线	卖出	4 750	0.002 6	0.002 6	2.876 8
镊形顶	卖出	6 873	0.005 2	0.005 3	6.917 2
下降三法	卖出	278	-0.005 8	-0.005 7	-1.498 2
黄昏之星	卖出	522	0.002 7	0.002 8	1.015 6
三只乌鸦	卖出	605	0.003 4	0.003 5	1.347 4
乌鸦双飞	卖出	795	0.009 7	0.009 8	4.371 5
卖出信号累计		92 795	0.010 1	0.010 1	48.671 3

三、经济收益

既然产生买入信号的 K 线图规则的信息含量较大,预测较为准确,那么是否意味着据此操作可以获得经济收益?这就需要考虑交易成本的问题。表 4.19 和表 4.20 分别给出了在计算交易成本后的超额回报率。可以很明显地看出,此时所有规则的条件收益率都出现了反转,这意味着交易成本完全抹除了超额回报率。

表 4.19 基于 K 线图规则的单日条件回报率(计算交易成本)

K 线图 种类	信号 类型	累计出 现次数	条件 回报率	超额 回报率	超额回报率 <i>t</i> 检验统计量
长阳线	买入	68 508	-0.003 7	-0.008 9	-99.796 4
锤形线	买入	5 292	-0.009 2	-0.014 5	-45.536 9
倒锤线	买入	4 842	0.004 0	-0.001 2	-3.722 9
向上吞没线	买入	6 390	0.002 3	-0.003 0	-10.290 4
刺穿线	买入	11 582	0.003 5	-0.001 8	-8.258 8
看涨反击线	买入	1 750	-0.000 5	-0.005 8	-10.539 6
牛势孕育线	买入	12 726	0.004 3	-0.001 0	-4.948 6
镊形底	买入	6 618	-0.013 7	-0.019 0	-66.856 8
上升三法	买入	258	-0.009 7	-0.014 9	-10.385 4
启明之星	买入	441	-0.013 1	-0.018 4	-16.696 6
三白兵	买入	4 063	-0.005 6	-0.010 9	-29.879 9
买入信号累计		122 470	-0.002 4	-0.007 7	-113.475 0
长阴线	卖出	68 166	0.017 0	0.021 7	242.203 6
上吊线	卖出	1 896	0.009 4	0.014 1	26.537 1
流星线	卖出	1 722	0.003 3	0.008 0	14.413 1
向下吞没线	卖出	2 933	0.009 8	0.014 5	33.898 2
乌云压顶	卖出	2 541	0.017 7	0.022 4	48.854 3
看跌反击线	卖出	1 750	0.009 5	0.014 2	25.634 3
熊势孕育线	卖出	4 753	0.007 6	0.012 3	36.626 8
镊形顶	卖出	6 902	0.010 2	0.014 9	53.501 9

续 表

K 线图 种类	信号 类型	累计出 现次数	条件 回报率	超额 回报率	超额回报率 t 检验统计量
下降三法	卖出	279	-0.000 8	0.004 0	2.863 4
黄昏之星	卖出	522	0.007 7	0.012 5	12.319 0
三只乌鸦	卖出	795	0.008 4	0.013 1	13.957 0
乌鸦双飞	卖出	606	0.014 7	0.019 5	23.733 3
卖出信号累计		92 865	0.015 1	0.019 8	256.435 2

表 4.20 基于 K 线图规则的 5 日条件回报率(计算交易成本)

K 线图 种类	信号 类型	累计出 现次数	条件 回报率	超额 回报率	超额回报率 t 检验统计量
长阳线	买入	68 361	-0.003 7	-0.008 7	-38.959 7
锤形线	买入	5 290	-0.009 2	-0.014 2	-17.972 6
倒锤线	买入	4 840	0.004 0	-0.001 0	-1.194 7
向上吞没线	买入	6 388	0.002 3	-0.002 7	-3.787 4
刺穿线	买入	11 577	0.003 5	-0.001 5	-2.852 6
看涨反击线	买入	1 748	-0.000 5	-0.005 6	-4.051 9
牛势孕育线	买入	12 724	0.004 3	-0.000 8	-1.501 0
镊形底	买入	6 616	-0.013 7	-0.018 8	-26.497 1
上升三法	买入	258	-0.009 7	-0.014 7	-4.101 1
启明之星	买入	441	-0.013 1	-0.018 1	-6.614 3
三白兵	买入	4 057	-0.005 6	-0.010 6	-11.724 1
买入信号累计		122 300	-0.002 4	-0.007 4	-44.089 9
长阴线	卖出	68 137	0.017 0	0.022 0	98.375 8
上吊线	卖出	1 895	0.009 4	0.014 3	10.844 8
流星线	卖出	1 718	0.003 3	0.008 3	5.967 0
向下吞没线	卖出	2 933	0.009 8	0.014 7	13.846 6
乌云压顶	卖出	2 541	0.017 7	0.022 7	19.836 5
看跌反击线	卖出	1 748	0.009 5	0.014 4	10.474 8
熊势孕育线	卖出	4 750	0.007 6	0.012 5	15.006 0

续 表

K 线图 种类	信号 类型	累计出 现次数	条件 回报率	超额 回报率	超额回报率 t 检验统计量
镊形顶	卖出	6 873	0.010 2	0.015 2	21.842 9
下降三法	卖出	278	-0.000 8	0.004 2	1.221 9
黄昏之星	卖出	522	0.007 7	0.012 7	5.045 7
三只乌鸦	卖出	605	0.008 4	0.013 4	5.711 1
乌鸦双飞	卖出	795	0.014 7	0.019 7	9.652 6
卖出信号累计		92 795	0.015 1	0.020 0	104.270 4

交易成本的巨大影响可能来自两方面的原因：其一，K 线图规则主要关注于短期，而在短期内交易成本在经济收益中所占的比例要远远高于长期。其二，和成熟市场相比，中国股市的交易成本还是相对偏高的。以美国股市为例，激烈的竞争和业务创新导致经纪商几乎不收取交易佣金，同时政府也不征收印花税，总交易成本远远低于中国股市。

综上所述，在不考虑交易成本时，大部分产生买入信号的 K 线图规则在中国股市中确实具备一定的信息含量和正确的预测力，但是产生卖出信号的 K 线图规则出现了分化，少部分的预测是正确的，一部分则不具备信息含量，更多的则是出现南辕北辙的结果。然而在考虑了交易成本后，平均来看，所有规则的超额回报率都完全消失，因此不能在现实中产生经济收益。

第七节 本章小结

技术分析的经济收益是指技术交易策略在考虑了交易成本和风险调整后，相对于买入一持有策略的超额收益。本章对技术分析在中国 A 股市场的经济收益进行了全面、深入的检验，共使用

了双重移动均线交错、交易区间突破、亚历山大过滤规则、相对强度指数、价格形态规则、K线图规则共六大类流行的技术交易规则,根据具体参数的不同,可细分为数百种。对于前四类简单规则,可以通过代数公式轻易地进行量化。对于价格形态规则,使用了非参数核回归平滑估计量来进行图形识别。对于K线图规则,则根据业界实践给出了原创性的数学定义。

实证结果表明,双重移动均线交错和交易区间突破规则始终能够获得较为显著的经济收益,而其他四类规则的经济收益则不够稳健,有些仅能在部分情况下产生经济收益,有些完全无效,有些甚至会产生显著的负收益。

本章的难点同时也是技术分析的实证研究中目前普遍面临的三大问题:数据过度挖掘(data snooping)、交易成本估算和风险调整,表4.21中给出了具体的描述。

表 4.21 技术分析相关实证研究中的三大难点

实证难点	解决方案	结 果
数据过度挖掘	参数优化和样本外测试,使用全部样本时间段	DMC 和 TRB 规则仍然可以产生稳健的经济收益
交易成本估算	考虑所有的显性成本,并估计可能的隐性成本	显著降低了技术分析的经济收益,部分规则的经济收益完全消失
风险调整	计算夏普比率,进行基于模型的 bootstrap 检验	至少在不卖空的情况下,技术分析的经济收益并不是对风险的补偿

为了解决数据过度挖掘的问题,书中采用了参数优化和样本外测试的办法,在事前很大范围内自动选择技术交易规则的最优参数,而不是在事后人为指定。同时在样本的选取上也是使用所能获得的最长区间,尽可能避免人为的干涉。这样的过程保证了所得的实证结果并不是经过反复尝试而碰巧得到的,也并非是根据需要有选择地报告部分结果。

在交易成本估算方面,书中计算了显性的券商佣金、交易所费

用以及印花税,在允许卖空的情况下考虑了融券费用,并针对由市场微观结构等因素带来的可能的隐性成本进行了适当上浮。结果也表明,计入交易成本会降低所有技术交易规则的超额收益,特别是对适用于短线操作的 K 线图规则来说,交易成本将使得其原本的正超额收益完全逆转。

在风险调整方面,书中采用了夏普比率和基于模型的 bootstrap 检验两种方法。前者表明,如果技术分析能够获得经济收益,其夏普比率也同样会更高,甚至其标准差还要更小,说明技术分析策略并没有承担更高的风险。后者的检验结果则表明,技术交易策略在真实价格序列中获得的波动率和使用 GARCH 和 E-GARCH 等模型获得的模拟波动率相比,在不卖空的情况下要显著更低,这也说明根据技术分析的买入信号交易获得的超额收益并不是对风险的补偿,仅在根据卖出信号进行卖空时才有可能遭受更高的风险。

表 3-1 技术分析策略在商品期货市场中的表现 (1980-2000)

策略	策略名称	交易成本
买入信号: 20 日均线向上突破 50 日均线	卖出信号: 20 日均线向下突破 50 日均线	0.1%
买入信号: 20 日均线向上突破 50 日均线	卖出信号: 20 日均线向下突破 50 日均线	0.1%
买入信号: 20 日均线向上突破 50 日均线	卖出信号: 20 日均线向下突破 50 日均线	0.1%
买入信号: 20 日均线向上突破 50 日均线	卖出信号: 20 日均线向下突破 50 日均线	0.1%
买入信号: 20 日均线向上突破 50 日均线	卖出信号: 20 日均线向下突破 50 日均线	0.1%
买入信号: 20 日均线向上突破 50 日均线	卖出信号: 20 日均线向下突破 50 日均线	0.1%
买入信号: 20 日均线向上突破 50 日均线	卖出信号: 20 日均线向下突破 50 日均线	0.1%
买入信号: 20 日均线向上突破 50 日均线	卖出信号: 20 日均线向下突破 50 日均线	0.1%
买入信号: 20 日均线向上突破 50 日均线	卖出信号: 20 日均线向下突破 50 日均线	0.1%
买入信号: 20 日均线向上突破 50 日均线	卖出信号: 20 日均线向下突破 50 日均线	0.1%

本书作者对商品期货市场中的技术分析策略进行了实证研究,发现技术分析策略在商品期货市场中具有显著的正超额收益,且其夏普比率也较高,说明技术分析策略在商品期货市场中具有较高的风险调整后收益。同时,作者还发现,技术分析策略在商品期货市场中获得的波动率要低于使用 GARCH 和 E-GARCH 等模型获得的模拟波动率,这进一步说明技术分析策略在商品期货市场中具有较高的风险调整后收益。最后,作者还发现,技术分析策略在商品期货市场中获得的超额收益并不是对风险的补偿,仅在根据卖出信号进行卖空时才有可能遭受更高的风险。

第五章 理论模型的实证检验

第一节 数据与方法

一、样本数据

为了比较三个理论模型的解释力,需对其各自给出的预测进行检验,找出技术分析经济收益的影响因素。除了此前使用的日度交易数据外,本章还将使用 2002—2012 年每年的分析师预测数据,数据来源为 CSMAR 数据库和 WIND 数据库。

在假设检验中,所需要用到的数据包括成交金额、换手率、流通市值、IPO 日期、分析师对于每股净收益历年的预测值和预测次数、当年每股净收益的真实值等。

根据每股净收益预测值可以计算该年分析师预测标准差,再加上每股净收益预测真实值和年末股票价格可以计算该年分析师预测误差:

$$\text{分析师预测误差} = \frac{|\text{每股净收益预测平均值} - \text{每股净收益真实值}|}{\text{期末股票价格}}$$

根据每日的成交金额和日对数回报率可以计算每日 Amihud 非流动比率,进一步可求得 Amihud 非流动比率的全年平均值:

$$\text{Amihud 非流动比率} = \frac{|\text{日对数回报率}| \times 10^6}{\text{日成交金额}}$$

二、技术交易规则选取

在技术分析超额回报率的回归分析中,首先需要选取超额回报率最高、最具代表性的技术交易规则。基于各家上市公司的股票价格数据,采用和检验指数相类似的方法,针对第四章所定义的六大类技术交易规则,计算交易成本,并对前四类简单规则采用参数优化和样本外测试的方法,可以记录 898 家公司股票的技术分析超额回报率。

考虑到可比性,在这里对于 PPR 规则和 CSR 规则采用相同的交易策略,即将所有的买入信号归为同一类,将所有的卖出信号也一视同仁。当不允许卖空时,在第一个任意的买入信号出现时买入股票,在下一个任意的卖出信号出现时卖出,再到下一个买入信号出现时买入,如此循环,计算持有期内的每日回报率。当允许卖空时,则在首个任意买入信号出现时买入股票,在随后首个任意的卖出信号出现时卖出并卖空,再到下一个买入信号时买入,如此循环,计算持有期内的每日回报率以及空头期内的每日做空回报率。

表 5.1 列出了所有技术交易规则针对个股的技术分析检验结果,报告了 2002—2012 年 11 年间的累积超额回报率,其中“累计持股天数”是整个检验期中技术交易者的累计持股天数的横截面平均值,会包含多次买卖操作。可以发现,DMC 规则在中国股市中能产生最高的超额回报率。由对数回报率换算后可知其平均年化回报率为 9.33%,而同期买入—持有策略的平均年化回报率仅为 4.15%,计算两者之差,可知超额回报率达到了 5.18%。在整个检验期内,该规则在 74.3%的(667 家)上市公司股票中都能累计获得大于零的超额回报率。TRB 规则仅次于 DMC 规则,也能产生较高的超额回报率,其平均年化回报率为 7.00%,超额回报率为 2.85%,可在 62.7%的(563 家)上市公司股票中累计获得大于零的超额回报率。

表 5.1 各类技术交易规则在个股中的累计超额对数回报率(不卖空)

	DMC 规则	TRB 规则	AFR 规则	RSI 规则	PRA 规则	CSR 规则
观测数	898	898	898	898	898	898
平均持股 天数	1 217	1 168	1 195	847	1 413	1 810
平均值	0.534	0.297	0.214	-1.001	-0.164	-0.936
标准差	0.834	0.862	1.043	0.828	0.882	1.057
<i>t</i> 统计量	19.169	10.338	6.161	-36.262	-5.588	-26.523
中位数	0.513	0.272	0.141	-1.024	-0.153	-0.907
最大值	3.375	3.049	4.314	1.970	3.002	2.284
最小值	-2.202	-2.345	-2.404	-3.806	-2.648	-3.915
大于零的 比例	74.3%	62.7%	55.2%	11.3%	43.8%	18.5%

表 5.2 各类技术交易规则在个股中的累计超额对数回报率(可卖空)

	DMC 规则	TRB 规则	AFR 规则	RSI 规则	PRA 规则	CSR 规则
观测数	898	898	898	898	898	898
平均多头 天数	1 217	1 168	1 195	847	1 413	1 810
平均空头 天数	1 286	1 226	1 037	840	758	1 144
平均值	0.633	0.468	0.394	-1.297	-0.587	-1.253
标准差	1.659	1.639	2.009	1.373	1.717	1.801
<i>t</i> 统计量	11.440	8.551	5.883	-28.312	-10.245	-20.845
中位数	0.593	0.432	0.227	-1.319	-0.550	-0.997
最大值	6.291	5.961	8.405	3.592	5.666	4.272
最小值	-4.860	-4.789	-4.997	-6.159	-5.328	-6.820
大于零的 比例	64.8%	61.1%	54.1%	17.1%	37.6%	24.5%

如果所有的上市公司在整个样本期内都能够进行卖空,根据表 5.2,DMC 规则的平均年化回报率为 10.32%,超额回报率上升至 6.17%。理论上,加入卖空机制使得技术交易者能够更充分地利用卖出信号,从而双向获利。但由于目前融券的交易成本很高,超额回报率的实际增幅比较有限。此外,可以发现此时超额回报率的标准差明显上升,从而使得 t 统计量的数值反而有所降低。事实上,融券卖空交易在本书样本区间的后期才开放(2010 年 3 月 31 日),且仅限于部分标的公司,所以可将考虑卖空情况的留作稳健性检验。

三、回归模型设定

根据每家公司历年的技术分析超额回报率,可以形成 $T=11$ 、 $N=898$ 的面板数据。为了分析超额回报率水平的决定因素,总体回归模型设定如下:

$$\begin{aligned} EXR_{i,t} = & \beta_1 ACN_{i,t} + \beta_2 ADE_{i,t} + \beta_3 AER_{i,t} + \beta_4 AMI_{i,t} + \\ & \beta_5 TUR_{i,t} + \beta_6 OPT_{i,t} + \beta_7 SIG_{i,t} + \beta_8 VOL_{i,t} + \\ & \beta_9 CTO_{i,t} + \beta_{10} SIZ_{i,t} + \beta_{11} BTM_{i,t} + \beta_{12} HIS_{i,t} + \\ & \beta_{13} IND_i + a_i + \epsilon_{i,t} \end{aligned}$$

其中,对于第 i 家公司、第 t 年度, $EXR_{i,t}$ 是当年的技术交易策略与买入一持有策略的年收益率之差,分析师预测次数 $ACN_{i,t}$ 为当年每股净收益分析师预测总次数,分析师预测标准差 $ADE_{i,t}$ 为当年每股净收益分析师预测标准差,分析师预测误差 $AER_{i,t}$ 为当年每股净收益分析师预测值与真实值之间的误差率,Amihud 比率 $AMI_{i,t}$ 是每日 Amihud 比率的全年平均值,换手率 $TUR_{i,t}$ 是每日换手率的全年平均值,优化期超额收益 $OPT_{i,t}$ 是此前两年参数优化期中最优参数下的累计超额收益率,新信号频率 $SIG_{i,t}$ 是该年内新技术交易信号出现的次数,收益波动率

$VOL_{i,t}$ 是该年内每日收益率的方差, 换手率 $CTO_{i,t}$ 是该年中新信号出现当日换手率的平均值, 流通市值 $SIZ_{i,t}$ 是以每日收盘价计算的流通市值的全年平均对数值, 账面市值比率 $BTM_{i,t}$ 是以每日收盘价计算的账面市值比率的全年平均值, 交易历史长度 $HIS_{i,t}$ 是从上市日至该年首个交易日之间的累计交易天数的对数值, IND_i 是表明该公司所在行业的一组哑变量, α_i 是未观测的公司特征(即其他影响被解释变量的横截面因素), $\epsilon_{i,t}$ 是随机扰动项。

等式左侧为被解释变量, 本书分别使用了中国市场中效果最好的 DMC 规则和 TRB 规则来计算超额回报率, 除去了交易成本, 并分别考虑了卖空和不卖空的情况。流通市值、账面市值比率和所属行业是常规的控制变量^①, 而由于使用了每日交易数据, 这里用更精确的交易历史长度代替常规的公司年龄作为另一个控制变量。等式右侧的其他变量为解释变量, 分别来自三个待检验假设。表 5.3 列出了上述回归模型中所有变量的描述性统计量。

表 5.4 给出了按市值和流动性分组的各家上市公司股票的超额回报率。由于超额回报率的影响因素较多, 根据单一变量进行简单的分组很难看出明显的规律。表 5.5 给出了按行业分组的上市公司股票的超额回报率, 经过分类, 大致可以看出周期型行业(如材料、可选消费、金融与房地产)的超额回报率总体上看要高于非周期型行业(如日常消费、医疗保健)。这可能是由于周期型行业基本面波动较大, 遭遇理论模型中信息冲击的概率更高。

① 作者也尝试使用总市值代替流通市值作为控制变量, 发现并不会对结果产生显著影响。在控制所属行业时, 根据数据库提供的划分标准, 共划分了 9 个行业门类, 对应 8 个哑变量, 在报告回归结果时不再一一列出。

表 5.3 回归模型中所有变量的描述性统计量

变量名	公司一年 观测数	平均值	标准差	中位数	最大值	最小值
面板 A：技术分析的超额回报率(被解释变量)						
DMC 规则 不卖空	9 781	0.049 0	0.388 0	0.001 6	2.880 6	-3.026 5
TRB 规则 不卖空	9 781	0.027 3	0.401 1	-0.013 0	2.781 6	-2.952 5
DMC 规则 可卖空	9 781	-0.040 5	0.639 3	0.063 5	2.407 7	-3.510 2
TRB 规则 可卖空	9 781	-0.040 7	0.639 0	0.062 7	2.406 8	-3.507 7
面板 B：解释变量和控制变量						
分析师 预测次数	9 878	12.418	31.329	1.000 0	427.00	0.000 0
分析师 预测标准差	4 190	1.884 9	23.247	0.383 4	1 458.4	0.000 0
分析师 预测误差	5 277	0.037 7	0.075 3	0.014 1	1.884 5	0.000 0
Amihud 比率	9 781	6.788 3	10.625	5.144 1	824.19	0.295 0
换手率	9 774	2.124 1	1.731 8	1.579 7	28.838	0.001 9
优化期 超额回报率	9 781	0.465 3	0.441 4	0.422 1	4.115 7	-2.504 8
新信号频率	9 878	13.483	9.722 9	11.000	59.000	0.000 0
收益波动率	9 781	0.001 2	0.006 6	0.000 8	0.327 0	0.000 0
当日换手率	9 750	3.338 3	3.687 9	2.292 3	95.714	0.000 5
流通市值 (取对数)	9 781	14.805	1.038 6	14.715	19.010	10.142
账面市值比	9 766	0.449 5	1.245 8	0.348 4	21.976	-60.182
交易历史长度 (取对数)	9 820	7.766 9	0.404 2	7.834 4	8.545 0	6.169 6

表 5.4 根据市值和流动性分组的累计超额对数
收益率(DMC 规则,不卖空)

组 别	公司数	根据流通市值分组			根据换手率分组		
		流通 市值	超额 回报率	大于 零比例	换手率	超额 回报率	大于 零比例
第一组 (最小)	180	13.438	0.801	77.8%	1.209	0.546	72.8%
第二组	180	13.963	0.425	71.7%	2.119	0.634	78.9%
第三组	180	14.365	0.541	77.8%	2.724	0.631	80.6%
第四组	179	14.802	0.553	77.7%	3.374	0.446	69.3%
第五组 (最大)	179	15.892	0.347	66.5%	4.636	0.410	69.8%

表 5.5 根据行业分组的累计超额对数收益率(DMC 规则,不卖空)

行 业	公司数	平均超额回报率	大于零比例
能 源	21	0.497	61.90%
材 料	151	0.608	80.13%
工 业	186	0.583	76.88%
可选消费	184	0.588	75.54%
日常消费	60	0.210	53.33%
医疗保健	57	0.162	63.16%
金融与房地产	133	0.626	79.70%
信息技术	57	0.534	73.68%
公用事业	49	0.506	70.83%

四、FGLS 估计法

面板数据模型的估计通常是下面的一般模型上附加合适的限制：

$$y_{it} = \alpha_{it} + \beta_{it}^T x_{it} + u_{it}$$

其中, $i = 1, 2, \dots, n$, 在本书的回归模型中代表横截面上不同上市公司的股票, 而 $t = 1, 2, \dots, T$, 在本书中表示时间序列上的年份, 而 u_{it} 是均值为零的随机扰动项。如果所附加的限制是参数满足同质性, 也就是对于所有的 i, t , 参数 $\alpha_{it} = \alpha, \beta_{it} = \beta$, 成为标准的线性回归模型, 便可将不同横截面不同时间的所有数据混合起来一视同仁, 进行混合面板回归(pooling regression):

$$y_{it} = \alpha + \beta^T x_{it} + u_{it}$$

然而, 在本书的样本中, 不同的上市公司之间可能存在未纳入解释变量的异质性。为了刻画每家公司所固有的未观测的特征, 需要使用横截面固定效应模型。此时所需要附加的限制是随机扰动项 u_{it} 包含两个成分: 第一部分为横截面固定效应 α_i , 是横截面上所特有的、不随时间变化、未纳入解释变量的特征, 刻画了各家公司的异质性; 而另一部分则为特有误差项(idiosyncratic error) $\epsilon_{i,t}$, 并且假设其与解释变量 x_{it} 和 α_i 均分别相互独立。

而 α_i 和 x_{it} 之间既可以相互独立, 也可以存在相关。如果存在相关性, 那么普通最小二乘估计量(OLS)并不是 β 的一致估计量, 此时需要使用固定效应最小二乘估计, 以获得 β 的一致估计量。

使用样本数据对本书的回归模型进行固定效应 F 检验, 比较混合模型(pooling model)和横截面固定效应模型(individual fixed effect model), 检验结果为 $F = 1.5024$, p 值为 1.443×10^{-13} , 说明存在显著的固定效应。因此, 选用横截面固定效应模型是合适的。

本书中回归方程的估计采用了基于面板数据的可行广义最小二乘估计法(FGLS), 包含两个步骤: 首先进行横截面固定效应 OLS 估计, 接着使用该回归方程的残差估计出一个误差协方差矩阵, 用于随后的 FGLS 分析。这一过程使得估计结果不会受到样本的组内异方差性和序列相关性的影响。该方法需要面板的 N 远大于 T , 这恰与本书使用的面板数据结构相符合。

误差协方差矩阵的计算公式为

$$\hat{V} = I_n \times \Omega$$

其中,

$$\Omega = \sum_{i=1}^n \frac{\hat{u}_{it}^T \hat{u}_{it}}{n}$$

此时,在每个样本观测组内的误差协方差结构可以完全不受限制,从而使得对于任何可能存在的组内异方差性和自相关性,估计结果都是稳健的。但是,该方法需要假设样本组间具有相同的结构,若存在组间异方差性和自相关性,则无法保证该估计量的有效性。

此外,该方法需要用 $n \times T$ 个数据点来估计 $T(T+1)/2$ 个方差参数,这意味着该估计量适合于 n 远大于 T 的情况,否则 $\hat{V}$ 将变成奇异矩阵,使得估计出的标准误产生向下的偏差。

第二节 回归结果分析

表 5.6 列出了 DMC 规则在不卖空的情况下所获得的超额回报率的 FGLS 系数估计结果。分析师预测次数的回归系数显著为负,分析师预测标准差和分析师预测误差的系数显著为正,说明信息不透明程度越高的公司股票技术分析的超额回报率越高,这与信息发现模型的预测相符。Amihud 非流动比率的系数显著为正,换手率的系数显著为负,表明流动性越低的股票超额回报率越高,这也肯定了信息发现模型。优化期超额回报率和新信号频率的系数显著为负,这说明技术交易者越密集的公司股票的超额回报率越低,同样支持了信息发现模型。总体来看,待检验假设 1 可以被接受,A 股市场中存在较强的信息发现效应。

表 5.6 技术分析可盈利性影响因素的回归结果(DMC 规则,不卖空)

	模型(1) 全部变量	模型(2) 无控制变量	模型(3) 信息发现	模型(4) 趋势追随	模型(5) 羊群效应
分析师	-0.000 4***	-0.000 3***	-0.000 3***	*	
预测次数	(0.000 1)	(0.000 1)	(0.000 1)		
分析师	0.000 3***	0.000 4***	0.000 5***		
预测标准差	(0.000 1)	(0.000 1)	(0.000 1)		
分析师	0.898 1***	1.078 9***	1.280 3***		
预测误差	(0.051 5)	(0.041 5)	(0.041 0)		
Amihud	0.049 2***	0.023 7***	0.015 0***		
比率	(0.002 9)	(0.002 5)	(0.001 5)		
换手率	-0.014 6***	-0.028 5***	-0.027 7***	-0.042 0***	
	(0.003 3)	(0.002 5)	(0.002 0)	(0.001 7)	
优化期	-0.343 4***	-0.313 7***	-0.339 5***		-0.004 1***
超额回报率	(0.008 1)	(0.007 3)	(0.007 2)		(0.000 3)
新信号频率	-0.005 7***	-0.005 0***	-0.005 0***		-0.355 7***
	(0.000 4)	(0.000 3)	(0.000 3)		(0.006 4)
回报波动率	-3.212 1***	-1.204 7*		-10.641***	
	(0.833 3)	(0.733 4)		(0.589 0)	
当日换手率	-0.012 3***	-0.006 8***			-0.013 7***
	(0.002 3)	(-0.001 7)			(0.001 0)
流通市值	0.101 5***				
	(0.011 4)				
账面市值比	0.013 8				
	(0.018 8)				
交易历史	0.166 8***				
长度	(0.019 7)				
R ²	0.506 7	0.454 8	0.449 0	0.114 6	0.273 6

注释：括号中的数字为标准差，*、**和***分别表示该系数在10%、1%和0.1%显著性水平上显著。控制变量中行业哑变量数量较多，在表中略去。

从另一个角度来看，换手率和波动率的系数显著为负，说明投资者总体情绪越强的股票技术分析的超额回报率越低，这否定了趋势追随模型，待检验假设2被拒绝。

再换一个角度，优化期超额回报率、新信号出现频率和当日换

手率的系数显著为负,说明技术交易者越多的公司股票中技术分析的超额回报率越低,这与羊群效应模型的预测相抵触,待检验假设3被拒绝。

无论是使用总体模型还是仅包含单一效应的子模型,无论是否加入控制变量,各解释变量的系数均保持显著,上述结论均始终成立。从控制变量的系数则可看出,市值越大、账面市值比率越高、交易历史越长的公司股票使用技术分析的价值越高。此外,各回归模型均获得了较高的 R^2 。

综上所述,信息发现模型的预测得到了实证结果的全面支持,趋势追随模型和羊群效应模型则被基本否定。这表明技术分析超额收益的来源主要是信息不对称的情况下市场的暂时失效,此时投资者可以使用技术分析推测尚未反映到价格中的信息,并提前进行反应而获利。

以DMC规则为例,当短期均线突破了长期均线时,表明股价在短期内发生了所谓的“异动”,超出了其长期以来较为稳定的传统基本面估值。技术分析师认为这说明该股票可能存在重要的非公开利好信息(例如并购重组、业绩惊喜、国家产业政策扶持等),而“异动”正是由部分知情交易者的买入交易所产生的。因此,缺乏第一手信息的投资者或者正在观望的投资者可以通过观察技术图表来尽早捕捉或确认这些信息,而不必等到消息正式公布^①。

第三节 稳健性检验

一、使用其他规则

TRB规则在中国市场仅次于DMC规则,也能产生较高的经

① 在我们与一些证券从业人员的访谈中,这样的解释得到了比较普遍的认同。

济收益,其平均年化回报率为 7.00%,超额回报率为 2.85%。

本书提供的第一个稳健性检验(robust test)是使用 TRB 规则进行替代,执行相同的假设检验步骤。表 5.7 列出了此时的系数估计结果。可以发现,仅有回归模型(2)中“回报波动率”的系数变得不显著,其他系数的符号和显著性都没有明显改变。此时,信息发现模型同样击败了趋势追随模型和羊群效应模型,具有最强的解释力,前面的结论在更换技术交易规则后仍保持不变。

二、考虑卖空交易

如果不允许卖空,技术交易者只能在出现买入信号的时候买入股票,直到出现卖出信号时再通过将其卖出获利。而在下一个买入信号出现之前,只能选择离开市场。而如果允许卖空,技术交易者可以在出现卖空信号时建立空头头寸,通过价格下跌也能够获利,从而更好地利用了卖出信号的信息含量。

为了验证回归分析结果在允许卖空条件下的稳健性,假设在样本区间内技术交易者始终可以卖空。对比表 5.1 和表 5.2,可以看出 DMC 规则和 TRB 规则所获得的超额回报率均有小幅上升。使用此时获得的超额回报率进行回归分析,DMC 规则和 TRB 规则的估计结果分别报告在表 5.8 和表 5.9 中。可以发现,对于 DMC 规则,除了回归模型(1)中“分析师预测标准差”和“新信号频率”与回归模型(2)中“回报波动率”的系数变得不显著以外,其他变量的系数的符号和显著性都没有发生太大的变化;对于 TRB 规则,也仅有回归模型(1)和(2)中的“回报波动率”和回归模型(5)中的“新信号频率”的系数变得不显著。这说明,与不考虑卖空的情况相比,考虑卖空交易对前文的结论并不会产生太大的影响。

表 5.7 技术分析可盈利性影响因素的回归结果 (TRB 规则, 不卖空)

	模型(1) 全部变量	模型(2) 无控制变量	模型(3) 信息发现	模型(4) 趋势追随	模型(5) 羊群效应
分析师 预测次数	-0.000 8*** (0.000 1)	-0.000 1 (0.000 1)	-0.000 7*** (0.000 1)		
分析师 预测标准差	0.000 3*** (0.000 1)	0.000 4*** (0.000 1)	0.000 5*** (0.000 1)		
分析师 预测误差	0.902 1*** (0.043 0)	0.933 7*** (0.040 9)	1.349 5*** (0.037 9)		
Amihud 比率	0.050 9*** (0.002 6)	0.021 6*** (0.001 4)	0.026 0*** (0.001 3)		
换手率	-0.024 1*** (0.003 1)	-0.041 9*** (0.002 7)	-0.029 2*** (0.002 2)	-0.055 4*** (0.001 9)	
优化期 超额回报率	-0.310 7*** (0.007 6)	-0.368 9*** (0.007 0)	-0.336 7*** (0.006 9)		-0.002 9*** (0.000 3)
新信号频率	-0.004 4*** (0.000 3)	-0.002 1*** (0.000 3)	-0.002 6*** (0.000 3)		-0.348 9*** (0.006 7)
回报波动率	-1.596 7* (0.925 0)	-0.614 2 (0.899 4)		-10.982*** (0.623 7)	
当日换手率	-0.008 0*** (0.001 2)	-0.005 6*** (-0.001 0)			-0.013 0*** (0.000 7)
流通市值	0.132 3*** (0.009 6)				
账面市值比	0.091 5*** (0.018 8)				
交易历史长度	0.139 0*** (0.016 1)				
R ²	0.506 3	0.466 2	0.433 1	0.143 9	0.281 9

注释：括号中的数字为标准差，*、** 和 *** 分别表示该系数在 10%、1% 和 0.1% 显著性水平上显著。控制变量中行业哑变量数量较多，在表中略去。

表 5.8 技术分析可盈利性影响因素的回归结果(DMC 规则,可卖空)

	模型(1) 全部变量	模型(2) 无控制变量	模型(3) 信息发现	模型(4) 趋势追随	模型(5) 羊群效应
分析师	-0.000 5***	-0.000 3**	-0.000 4***		
预测次数	(0.000 1)	(0.000 1)	(0.000 1)		
分析师	0.000 1	0.000 5***	0.000 5***		
预测标准差	(0.000 1)	(0.000 1)	(0.000 1)		
分析师	1.027 0***	1.053 2***	1.822 5***		
预测误差	(0.060 7)	(0.044 5)	(0.046 1)		
Amihud	0.046 9***	0.033 3***	0.047 4***		
比率	(0.003 9)	(0.002 5)	(0.002 1)		
换手率	-0.136 2***	-0.194 7***	-0.162 0***	-0.137 4***	
	(0.005 0)	(0.003 7)	(0.002 5)	(0.002 6)	
优化期	-0.474 7***	-0.551 8***	-0.485 3***		-0.379 0***
超额回报率	(0.011 9)	(0.010 7)	(0.009 6)		(0.008 7)
新信号频率	0.000 6	-0.001 0*	-0.001 7***		-0.001 6***
	(0.000 5)	(0.000 5)	(0.000 5)		(0.000 4)
回报波动率	-3.930 9**	0.069 1		-12.097 4***	
	(1.583 2)	(0.915 4)		(0.853 5)	
当日换手率	-0.013 2***	-0.032 9***			-0.011 7***
	(0.003 4)	(0.003 0)			(0.001 3)
流通市值	0.167 6***				
	(0.017 0)				
账面市值比	0.220 1***				
	(0.027 2)				
交易历史长度	0.490 7***				
	(0.026 2)				
R ²	0.461 0	0.411 4	0.393 3	0.255 3	0.132 7

注释：括号中的数字为标准差，*、** 和 *** 分别表示该系数在 10%、1% 和 0.1% 显著性水平上显著。控制变量中行业哑变量数量较多，在表中略去。

表 5.9 技术分析可盈利性影响因素的回归结果 (TRB 规则, 可卖空)

	模型(1) 全部变量	模型(2) 无控制变量	模型(3) 信息发现	模型(4) 趋势追随	模型(5) 羊群效应
分析师 预测次数	-0.000 6*** (0.000 1)	-0.000 1*** (0.000 1)	-0.000 7*** (0.000 1)		
分析师 预测标准差	0.000 5*** (0.000 1)	0.000 4*** (0.000 1)	0.000 5*** (0.000 1)		
分析师 预测误差	1.226 3*** (0.057 5)	1.557 6*** (0.060 8)	1.389 2*** (0.057 9)		
Amihud 比率	0.013 2*** (0.003 5)	0.005 6* (0.002 7)	0.001 0 (0.002 6)		
换手率	-0.101 4*** (0.004 3)	-0.155 7*** (0.003 7)	-0.152 6*** (0.002 7)	-0.137 5*** (0.002 6)	
优化期 超额回报率	-0.549 8*** (0.010 9)	-0.415 9*** (0.009 9)	-0.451 3*** (0.010 1)		-0.304 9*** (0.006 6)
新信号频率	0.007 7*** (0.000 5)	-0.002 4*** (0.000 5)	-0.006 8*** (0.000 4)		-0.000 4 (0.000 3)
回报波动率	2.141 8 (1.547 3)	-1.292 8 (1.299 3)		-12.011 1*** (0.853 5)	
当日换手率	-0.015 5*** (0.002 0)	-0.015 7*** (0.001 9)			-0.018 1*** (0.000 7)
流通市值	0.050 1*** (0.012 3)				
账面市值比	0.274 6*** (0.026 4)				
交易历史 长度	0.210 7*** (0.015 8)				
R ²	0.433 6	0.459 1	0.428 4	0.132 7	0.179 6

注释：括号中的数字为标准差，*、** 和 *** 分别表示该系数在 10%、1% 和 0.1% 显著性水平上显著。控制变量中行业哑变量数量较多，在表中略去。

三、限定股票范围

正如表 5.1 和表 5.2 所示,在本书的样本期内,技术分析并不是在所有的股票中累计都能够产生超额回报。例如,DMC 规则可在 74.3%的股票中获得大于零的超额回报率,而 TRB 规则可在 62.7%的股票中获得大于零的超额回报率。若要解释技术分析产生超额回报的原因,可以考虑在检验中仅保留这一部分股票,将不能产生超额回报的股票从样本中删除,以确保检验结果的稳健性。

在不考虑卖空的情况下,当删除掉在整个样本期中 DMC 规则累计超额回报率小于或等于零的 231 家公司之后,剩余的 667 家公司的平均累计超额回报率达到 10.33%,接近于原本 5.18%的两倍。表 5.10 和表 5.11 给出了此时 DMC 和 TRB 规则的检验结果,可以看出,对于 DMC 规则只有回归模型(1)中的“分析师预测次数”与回归模型(1)和(2)中的“回报波动率”的系数变得不显著;对于 TRB 规则仅有回归模型(2)中“分析师预测标准差”和“新信号频率”与回归模型(3)中“Amihud 比率”的显著性发生了变化。原本的回归结果总体上看仍然是比较稳健的。

表 5.10 仅限能产生正超额回报的公司股票的回归结果(DMC 规则,不卖空)

	模型(1) 全部变量	模型(2) 无控制变量	模型(3) 信息发现	模型(4) 趋势追随	模型(5) 羊群效应
分析师 预测次数	-0.000 1 (0.000 2)	-0.001 5*** (0.000 2)	-0.001 4*** (0.000 2)		
分析师 预测标准差	0.004 7*** (0.001 0)	0.008 1*** (0.000 9)	0.009 7*** (0.000 8)		
分析师 预测误差	1.147 2*** (0.069 8)	0.940 3*** (0.048 0)	0.851 3*** (0.037 6)		
Amihud 比率	0.022 2*** (0.004 3)	0.004 8* (0.002 9)	0.003 8 (0.002 6)		
换手率	-0.176 5*** (0.005 7)	-0.164 6*** (0.004 4)	-0.162 0*** (0.003 3)	-0.145 6*** (0.002 9)	

续 表

	模型(1) 全部变量	模型(2) 无控制变量	模型(3) 信息发现	模型(4) 趋势追随	模型(5) 羊群效应
优化期	-0.495 5*** (0.013 4)	-0.546 8*** (0.011 4)	-0.540 6*** (0.010 7)		-0.402 4*** (0.009 4)
超额回报率	-0.001 6** (0.000 6)	-0.001 7*** (0.000 6)	-0.002 0*** (0.000 6)		-0.001 7*** (0.000 4)
新信号频率	-0.924 6 (1.675 6)	-0.997 0 (1.210 1)		-7.680 6*** (0.847 2)	
回报波动率	-0.027 7*** (0.003 5)	-0.019 3*** (0.003 1)			-0.008 2*** (0.001 3)
当日换手率	0.224 8*** (0.002 0)				
流通市值	0.343 0*** (0.002 9)				
账面市值比	0.314 0*** (0.018 2)				
交易历史 长度	R ²	0.473 0	0.443 5	0.444 3	0.257 4
				0.136 7	

注释：括号中的数字为标准差，*、**和***分别表示该系数在10%、1%和0.1%显著性水平上显著。控制变量中行业哑变量数量较多，在表中略去。

表 5.11 仅限能产生正超额回报的公司股票的回归结果(TRB 规则,不卖空)

	模型(1) 全部变量	模型(2) 无控制变量	模型(3) 信息发现	模型(4) 趋势追随	模型(5) 羊群效应
分析师 预测次数	-0.000 5* (0.000 2)	-0.001 1*** (0.000 1)	-0.001 0*** (0.000 2)		
分析师 预测标准差	0.003 6*** (0.000 9)	0.000 7 (0.000 6)	0.002 1*** (0.000 8)		
分析师 预测误差	1.703 8*** (0.071 7)	1.202 7*** (0.064 8)	1.538 8*** (0.037 6)		
Amihud 比率	-0.021 8*** (0.004 9)	-0.011 4*** (0.002 8)	-0.007 8 (0.002 6)		

续 表

	模型(1) 全部变量	模型(2) 无控制变量	模型(3) 信息发现	模型(4) 趋势追随	模型(5) 羊群效应
换手率	-0.157 4*** (0.005 5)	-0.157 4*** (0.003 6)	-0.154 1*** (0.003 3)	-0.147 6*** (0.003 1)	
优化期	-0.413 6*** (0.012 9)	-0.496 2*** (0.009 7)	-0.463 1*** (0.010 7)		-0.406 8*** (0.009 9)
超额回报率	-0.001 3* (0.000 6)	-0.000 4 (0.000 4)	-0.000 7*** (0.000 6)		-0.001 5*** (0.000 4)
新信号频率					
回报波动率	-64.962*** (9.178 1)	-83.770*** (5.967 8)		-6.958 5*** (1.120 7)	
当日换手率	-0.013 5*** (0.003 3)	-0.022 4*** (0.002 5)			-0.006 7*** (0.001 3)
流通市值	0.206 9*** (0.019 7)				
账面市值比	0.111 3*** (0.027 8)				
交易历史 长度	0.138 8*** (0.015 9)				
R ²	0.467 2	0.435 0	0.444 3	0.253 0	0.131 1

注释：括号中的数字为标准差，*、**和***分别表示该系数在10%、1%和0.1%显著性水平上显著。控制变量中行业哑变量数量较多，在表中略去。

四、改变参数优化期

为了解决数据过度挖掘(data snooping)的问题,本书采用了参数优化和样本外测试的方法,尽量减少研究者对于实证结果的人为干预。技术交易规则的参数选择取决于样本内(优化期)自动优化的结果,并在样本外(测试期)检验其超额回报率,并没有在“事后”选择性地报告“最有利”的结果。

然而,数据过度挖掘的问题目前来看很难被百分之百地完美解决掉,因为任何实证研究都仍然不可避免有需要研究人员进行

选择和操作的地方。例如,在本书的研究中,作者仍然必须决定样本的起止时间和参数优化期的长度。

在样本起止时间方面,在回归分析中最终使用的是 $T=11$ 年的时间长度,起始于 2002 年,截止于 2012 年。之所以起始于 2002 年,是因为回归中所用到的分析师预测数据最早是开始于这一年,再向前倒推两年作为首个参数优化期,于是样本是开始于 2000 年的首个交易日。2012 年则是本书研究工作正式开始的年份,于是样本是结束于该年的最后一个交易日。因此,这样的样本长度是作者所能获得的最大样本长度,不存在对于样本时间段的刻意选择。

在参数优化期的长度方面,考虑到面板数据的时间总长度仅为 11 年,2 年的优化期应该会比较合适的选择。表 5.12 和表 5.13 中分别列出了将参数优化期延长为 3 年后,DMC 规则和 TRB 规则的回归分析结果。可以看出,对于 DMC 规则,仅有回归模型(1)和(3)中的“新信号频率”和回归模型(2)中的“分析师预测误差”的系数变得不显著;对于 TRB 规则,同样也只有数个变量的系数显著性下降。总体而言,前文的结论并没有发生根本性的变化。

表 5.12 参数优化期为 3 年时的回归结果(DMC 规则,不卖空)

	模型(1) 全部变量	模型(2) 无控制变量	模型(3) 信息发现	模型(4) 趋势追随	模型(5) 羊群效应
分析师 预测次数	-0.000 3*** (0.000 1)	-0.000 7*** (0.000 1)	-0.000 6*** (0.000 1)		
分析师 预测标准差	0.002 8* (0.001 5)	0.002 9* (0.001 5)	0.005 9*** (0.001 4)		
分析师 预测误差	-0.001 0* (0.000 6)	-0.000 9 (0.000 6)	-0.002 0*** (0.000 6)		
Amihud 比率	0.048 5*** (0.003 1)	-0.007 9*** (0.001 9)	-0.005 6*** (0.002 0)		
换手率	-0.117 4*** (0.003 8)	-0.173 3*** (0.003 3)	-0.140 7*** (0.002 7)	-0.209 7*** (0.003 8)	

续 表

	模型(1) 全部变量	模型(2) 无控制变量	模型(3) 信息发现	模型(4) 趋势追随	模型(5) 羊群效应
优化期	-0.480 9***	-0.515 3***	-0.465 4***		-0.469 1***
超额回报率	(0.010 4)	(0.010 1)	(0.010 0)		(0.015 5)
新信号频率	0.000 3 (0.000 4)	0.001 5** (0.000 5)	0.000 4 (0.000 5)		0.005 0*** (0.000 7)
回报波动率	-7.146 2*** (1.553 2)	-2.018 8* (1.055 5)		-8.915 3*** (1.080 5)	
当日换手率	0.028 7*** (0.002 8)	0.051 1*** (0.002 6)			-0.035 9*** (0.002 0)
流通市值	0.070 0*** (0.013 2)				
账面市值比	0.138 4*** (0.018 7)				
交易历史 长度	0.726 6*** (0.017 1)				
R ²	0.410 9	0.443 5	0.370 4	0.278 5	0.146 3

注释：括号中的数字为标准差，*、**和***分别表示该系数在10%、1%和0.1%显著性水平上显著。控制变量中行业哑变量数量较多，在表中略去。

表 5.13 参数优化期为 3 年时的回归结果 (TRB 规则, 不卖空)

	模型(1) 全部变量	模型(2) 无控制变量	模型(3) 信息发现	模型(4) 趋势追随	模型(5) 羊群效应
分析师 预测次数	-0.000 1 (0.000 1)	-0.000 9*** (0.000 1)	-0.000 4*** (0.000 1)		
分析师 预测标准差	0.002 1 (0.001 5)	0.000 4 (0.001 5)	0.011 5*** (0.001 2)		
分析师 预测误差	0.000 7 (0.000 5)	0.000 4 (0.000 6)	0.004 2*** (0.000 5)		
Amihud 比率	0.049 7*** (0.003 2)	0.005 4* (0.002 6)	0.020 7** (0.001 6)		

续 表

	模型(1) 全部变量	模型(2) 无控制变量	模型(3) 信息发现	模型(4) 趋势追随	模型(5) 羊群效应
换手率	-0.087 3*** (0.003 9)	-0.151 7*** (0.004 0)	-0.111 8*** (0.002 1)	-0.209 8*** (0.003 8)	
优化期	-0.508 4*** (0.010 4)	-0.515 2*** (0.010 5)	-0.387 4*** (0.008 7)		-0.444 6*** (0.015 5)
超额回报率					
新信号频率	-0.000 4 (0.000 5)	0.000 3 (0.000 5)	-0.004 5*** (0.000 4)		-0.002 3*** (0.000 7)
回报波动率	-4.277 9** (1.595 5)	-1.103 6 (1.316 2)		-8.830 3*** (1.080 5)	
当日换手率	-0.007 5*** (0.001 6)	-0.004 9** (0.001 9)			-0.040 5*** (0.002 0)
流通市值	0.053 6*** (0.013 2)				
账面市值比	0.144 7*** (0.020 6)				
交易历史 长度	0.550 5*** (0.015 4)				
R ²	0.425 5	0.412 8	0.312 7	0.252 7	0.132 8

注释：括号中的数字为标准差，*、**和***分别表示该系数在10%、1%和0.1%显著性水平上显著。控制变量中行业哑变量数量较多，在表中略去。

第四节 本章小结

为了找出技术分析可盈利水平的影响因素，本章根据 898 家 A 股上市公司 2002—2012 年的技术分析经济收益，形成了 $N=898$ 、 $T=11$ 的面板数据并进行横截面固定效应 FGLS 回归分析。

表 5.14 给出了回归分析结果与理论模型预测的对比，其中

“√”和“×”分别表示与预测相符和相反。结果表明,分析师预测次数越少、分歧越大、预测得越不准确的股票的技术分析超额回报率越高,这说明信息不透明度越高时技术分析越有用武之地,这支持了信息发现模型。Amihud 非流动比率越高、换手率越低的股票超额回报率越高,即流动性越低时越适合使用技术分析,这也与信息发现模型的预测相符。优化期超额回报率越高,新信号出现频率越高的股票超额回报率越低,同样符合信息发现模型的预测。换手率越高、波动率越高的股票超额回报率越低,说明更强的投资者情绪不会助长技术分析的价值,这不符合趋势追随模型的预测。优化期超额回报率越高、新信号出现频率越高、当日换手率越高的股票的超额回报率越低,说明技术交易者越多时技术分析的作用越低,这与羊群效应模型的预测不符。

表 5.14 技术分析可盈利水平回归分析结果与理论模型预测的符合程度

解释变量	超额 回报率	信息发现 模型	趋势追随 模型	羊群效应 模型
分析师预测次数少				
预测分歧大	高	√		
预测误差大				
流动性低				
换手率高	低	√	×	
优化期超额收益高	低	√		×
新信号出现频率高				
波动率高	低		×	
当日换手率高	低			×

本章还使用多种方法进行了稳健性检验,包括替换技术交易规则、考虑卖空交易、仅使用能产生正超额收益的股票以及将参数优化期延长为 3 年等。最终均发现不会对上述结论产生明显影响。

第六章 市场有效性与金融 市场监管

第一节 金融监管与市场稳定

既然基于技术分析的实证证据已经表明中国 A 股市场并不满足市场有效性,投资者并不足够理性,市场中信息不透明的程度也较高,那么合理的金融监管从理论上来说也就自然是必不可少的。

金融市场监管的一个主要目标是防止价格过度波动,维持市场稳定。其常用的政策工具除了“逆风向”的财政政策和货币政策外,还包括直接对市场交易进行限制的监管措施,本章将对这些监管措施的作用进行深入研究。各国监管者曾使用过的传统监管措施包括交易税、杠杆限制、卖空限制、涨跌停板、T+1 交易和 IPO 暂停等。

在世界主要金融市场中,同时实行了上述六种措施的中国 A 股市场无疑是限制最为严格的市场之一。而在相对更成熟的国外市场,上述措施中的前四种也一直颇为流行。即使是最为自由的美国市场,也至少会在特殊时期采用一些措施以试图抑制市场的剧烈波动。例如早在 1934 年,美国国会就通过《证券交易法》,授予美国联邦储备委员会对交易杠杆进行调节的权力,以控制当时市场的过度波动,此后美联储曾 23 次改变证券交易的保证金比率。再比如 2008 年金融危机时,美国又曾禁止对部分金融公司的

股票进行卖空。

然而,上述这些措施是否真的能降低市场的波动性?其效果究竟有多大?学术界长期以来存在较大的争议,各国监管者的意见也并不一致。拥护者认为这些措施可以抑制过度投机和投资者的过度反应,防止价格的剧烈波动,有助于稳定市场秩序,起到保护投资者的作用。反对者则认为这些措施会影响正常交易,阻碍价格发现,增加不确定性,损害市场深度,降低流动性,不但无法稳定市场,反而可能加剧波动。

从理论上讲,“投机”本身还没有统一的界定和公认的解释,对其作用尚褒贬不一;投资者究竟是过度反应还是反应不足,相关研究也莫衷一是,纯粹的理论分析目前尚难以得出明确的结论。经济学家正在尝试构建更精巧的模型,来分析这些监管措施的作用。例如,Buss 等人(2013)建立了包含资本市场和实体经济的一般均衡模型,通过数值模拟,发现在交易税、卖空限制和杠杆限制三者中,仅有杠杆限制可以起到降低金融市场波动率的作用。

在实证方面,现有的研究由于所选样本和检验方法不同,其结果存在较大的差异,还有待进一步的佐证。在实践中,不少国家的监管者目前仍然将这些措施视为稳定市场的有力工具,往往会在特定情况下有针对性地进行使用。本章通过追踪中国股市 20 年来的政策变化,分析了市场波动率的特征,对交易税、杠杆限制、卖空限制、涨跌停板、T+1 交易和 IPO 暂停六种监管措施的有效性进行了实证检验。

本章是相对来说比较独立的一章,其内容和意义主要有三个方面:(1) 利用中国股市这一天然实验室,根据其从建立到逐渐走向成熟的过程,利用事件研究法分析外生政策变化对于市场波动率的影响,自然地缓解了国外研究中存在的内生性问题,并考虑了反向因果关系存在的可能,为相关争论提供了更有力的证据。(2) 首次将多种监管措施放在同一框架下进行分析,从而能够在不同措施之间进行横向比较,并使用了较为合理的计量方法,所得

的结论更为全面和可靠。(3) 对中国股市的波动率本身进行了深入的分析,将这些事件串联起来,勾勒出中国市场的波动率在较长历史时间内变化的趋势,可为监管者提供具有实际价值的政策建议,以达到提升市场质量的目的。

第二节 传统监管措施介绍

一、交易税

交易税又称托宾税,是指对金融市场中的交易按比例进行征税。1972年,诺贝尔经济学奖得主 Tobin 针对当时国际外汇市场中的过度投机,首先提出了该税种,认为其可以抑制投机行为,从而稳定市场。Stiglitz(1989)建立了正式的理论模型,指出交易税可以挤走非理性的短期的噪音交易者,而对交易相对不频繁的理性投资者影响很小,因为交易税率相对于长期回报率来说是微不足道的,最终能够鼓励投资者进行长期的价值投资。Summers 和 Summers(1989)认为证券市场呈现出明显的“基本面无法解释的”过度交易和过度波动的特征,因此应当像博彩业一样课以重税以抑制其过度繁荣,即使这些波动本身是无害的,也至少是对于社会资源,特别是人力资源的巨大浪费,使得“有才能的人都投身于交易纸面资产而不是去创造真实财富了”。

交易税的反对者则从多个方面提出了质疑:既然征税时无法区分投机者和正常的投资者,那么该税收同样会挤走后者,损害市场的正常功能,并且当存在异质信念时,理性投资者的交易频率未必就会低于噪声交易者。更重要的是,投机行为本身未必会加剧市场的波动,反而可能会起到稳定市场的作用:一方面,投机者可以为市场提供必要的流动性,使得外生的流动性冲击不至于引发剧烈的波动;另一方面,套利者的频繁交易可以帮助价格发现,防止价格过度偏离基本面。此外,Kupiec(1996)建立了一个一般均

衡模型,指出交易税给证券持有者带来的税收负债(tax liability)会对均衡价格产生向下的压力,这种下行风险会增加股票的波动率。

到目前为止,反对者的观点获得了较多实证证据的支持。例如,Umlauf(1993)发现当瑞典开始对股票交易征收印花税后,大批投资者选择转移到其他国家,而市场的波动率却不降反升,这主要是因为交易税减少了成交量,降低了市场深度,使得价格更容易受到冲击而产生剧烈波动。Green等人(2000)同样发现,伦敦股票市场一百多年来当交易成本增加时波动率反而会增加,因而建议新兴市场国家吸取英国的教训,征收印花税时应慎重考虑。

目前,以美国为代表的一些发达国家并不征收交易印花税,但仍有包括中国在内的不少国家保留了该税种。表6.1列出了中国A股交易税率的变化历史。范南和王礼平(2003)研究了中国证券市场早期的三次印花税调整,发现上调(下调)印花税会增加(降低)市场波动性,这与海外研究的结果相符。

表 6.1 A 股交易印花税率的变化历史

日 期	变 动
1997.5.10	从 3% 上升为 5%
1998.6.12	从 5% 降低为 4%
2001.11.16	从 4% 降低为 2%
2005.1.24	从 2% 降低为 1%
2007.5.30	从 1% 上升为 3%
2008.4.24	从 3% 降低为 1%
2008.9.19	从双向征收改为单向征收 1%

二、杠杆限制

杠杆限制是指投资者在借钱进行交易时,用作抵押的最低保

证金比率。在美国股市中，“初始保证金率”（原始交易时）由美联储规定，而“维持保证金率”（原始交易后）由证券交易所和美国证券商协会制定，并经美国证监会（SEC）批准。近百年来，根据监管者的意图，二者均曾多次被调整。

杠杆限制的支持者断言投机者会利用高杠杆将价格抬升至极高的水平，到了泡沫破灭时，价格又会快速下跌，从而产生大起大落。而反对者则认为杠杆交易可以帮助价格发现，提升流动性，增加市场深度，从而稳定市场。由于在理论上存在明显的争议，杠杆限制对于波动率的影响同样需要实证来解答。

Hardouvelis(1990)追踪了美联储对于初始保证金率的政策调节历史，发现当其每被调高 10 个百分点时，美国股票市场的波动率平均可以被降低 0.77 个百分点。有趣的是，与之针锋相对，Hsieh 和 Miller(1990)却提供了杠杆限制并没有影响美国股市波动性的有力证据，并认为 Hardouvelis(1990)所使用的计量方法明显欠妥。更早些时候，Hartzmark(1986)和 Grossman(1988)均发现保证金比率的限制会起到反作用，即挤走擅于使用杠杆的老练的投资者，留下很少使用杠杆的不老练的投资者，使价格产生更加离谱的波动。Schwert(1988)进一步认为可能存在反向因果关系，即是市场价格的走势变化反向促使美联储改变了政策，而不是杠杆政策的变化影响了市场波动率。

中国证券市场长期以来并没有允许杠杆交易，等价于保证金比率为 100%。直到 2010 年 3 月 31 日首次放开了杠杆限制，开始陆续对个股开放融资融券（简称两融）信用交易，允许投资者向自己的经纪商融资，初始保证金比率被设定为 50%，维持保证金比率则为 30%。2012 年 8 月 30 日，进一步开放了“转融资”，允许投资者通过经纪商向指定的第三方融资，降低了融资难度，使得杠杆限制进一步减弱。

三、卖空限制

卖空限制近年来一直是金融学研究的热点问题。很多投资者

认为卖空在熊市时会起到助跌作用,是引发暴跌的罪魁祸首,故监管者应限制卖空以防止市场崩溃。但是学术界的主流观点则认为卖空可以帮助价格发现,如果卖空受到了限制,资产的价格将被高估。

现有的实证研究主要集中于卖空限制对于价格水平的影响,而较少关注其对于波动率的作用。其中,Angel等人(2003)发现NASDAQ上市公司中卖空活动较高的股票的波动率较高,但作者也承认其研究存在较强的内生性问题:究竟是卖空多的股票波动率高,还是波动率高的股票更吸引卖空者? Henry和McKenzie(2006)发现香港股市中允许卖空的公司股票的波动率较高,但同样并不能确定较高的波动率是否是由卖空外生带来的。Chang等人(2007)发现在香港股市中存在卖空限制的股票价格会被高估,在允许卖空后,价格会自然下调,而波动率则会上升。

中国股市曾长期禁止卖空,直到2010年3月31日才引入卖空机制(融券)。2013年2月28日,进一步开放了“转融券”,允许投资者通过经纪商向指定的第三方融券,降低了融券难度,使得卖空限制进一步降低。也就是说,中国开放“两融”包含了两层意义,第一是放松了杠杆限制,第二是放松了卖空限制。宋常和陈茜(2013)发现前者降低了市场的波动性,而后者对波动性的影响并不显著,这与国外市场中的研究结论并不一致。

四、涨跌停板

涨跌停板(Price Limit)是指在特定的时间段内,价格的涨跌不能超过一定幅度。当达到该幅度后,将禁止再进行相应的交易。该项措施的目的主要在于防止价格在短期内出现极端的波动。从国际上看,相比起股票市场,涨跌停板在期货市场中被采纳得更加广泛。Brennan(1986)的理论模型说明了涨跌停板可以防止期货合约出现违约,但是对于其是否能起到降低市场波动的作用,学术

界却始终存在怀疑。

支持涨跌停板的主要依据是“过度反应假说”：投资者会对信息过度反应，使得价格在短期内产生大起大落，涨跌停板为他们提供了一个冷静的时间。而反对者则是基于“价格发现假说”：涨跌停板只会延迟价格走势，总体的波动率并不会下降；相反，由于其阻碍了真实价格的发现，增加了未来价格的不确定性，因此反而会增加市场波动。正如 Roll(1989)所指出，投资者对于一天跌 20% 和四天各跌 5% 并没有显著的差异，甚至可能更偏好前者。即使忽略不确定性的问题，前者至少保证了流动性，不必等到四天后才能卖出。

Ma 等人(1989)发现期货市场价格达到涨跌停板后，在随后的交易日内延续相同价格走势的概率并不会变大，并且波动率会下降。对此，Roll(1989)指出涨跌停板的发生通常是伴随着重大信息引发的剧烈波动，那么在随后的交易日中如果没有新消息到来，在短期中“测得的”波动率必然会显著降低。我们真正关心的应该是涨跌停板制度是否能“从系统上”降低整个市场的总体波动率。随后，基于日本(Kim 和 Rhee, 1997)、希腊(Phylaktis 等人, 1999)以及中国台湾(Kim, 2001)股票市场的实证研究均表明涨跌停板未能起到稳定市场的作用，甚至反而加剧了波动。

目前，大部分国家的股票市场均不再设置或放松了涨跌停板限制。中国深圳和上海两地股票市场曾分别于 1991 年 8 月 17 日和 1992 年 5 月 21 日取消过涨跌停板，并于 1996 年 12 月 16 日恢复为 10% 的涨跌停板并保留至今。刘煜辉等人(2003)发现在恢复涨跌停板后，A 股市场的波动性显著降低，而 B 股市场的波动性却大幅上升了。

五、T+1 交易

T+1 交易是指当天买入的股票在第二天才能卖出，其初衷同样是限制过于频繁的投机交易。目前世界上绝大多数市场均实行

T+0 制度,允许日内回转交易,因此相关研究较少。

中国深圳和上海两地股票市场曾分别于 1993 年 11 月 22 日和 1992 年 5 月 21 日取消过 T+1 限制,但于 1995 年 1 月 1 日恢复并保留至今。自从 2010 年实行 T+0 制度的股市期货开始交易后,越来越多的投资者认为 A 股也应该尽早取消 T+1 限制,以方便投资者,增加流动性,同时也与国际接轨。

六、IPO 暂停

IPO 暂停同样是一项具有中国特色的政策,其目的之一也是维持市场的稳定。其对于市场价格水平的影响已得到了深入的研究,而对于市场波动率的影响也同样值得关注。表 6.2 列出了 A 股 IPO 暂停和重启的相关事件。

表 6.2 A 股 IPO 暂停和重启的历史

暂 停 时 间	重 启 时 间
1994. 7. 21	1994. 12. 7
1995. 1. 19	1995. 6. 9
2001. 7. 31	2001. 11. 2
2004. 8. 26	2005. 1. 23
2005. 5. 25	2006. 6. 2
2008. 9. 16	2009. 7. 10
2012. 11. 16	2014. 1. 1

第三节 中国股市的波动性特征

为了检验监管政策对波动性的影响,需要先找出中国股市的波动性特征,分析其组成成分。本章使用了 1991—2013 年 1 392

家中国 A 股主板上市公司股票价格的周度数据,数据来源为 Wind 数据库。首先计算各家公司的周回报率,表 6.3 列出了相关的描述性统计量。

表 6.3 中国 A 股周回报率描述性统计量

公司一周观测数	平均值	标准差	偏 度	峰 度
950 791	0.003	0.071	7.148	106.4
AC(1)	AC(2)	AC(3)	AC(4)	AC(5)
0.092	-0.021	0.008	0.034	0.006

注释:KS 是 Lilliefors (Kolmogorov-Smirnov)正态性检验统计量,*** 表示在 1%显著性水平下拒绝正态性,AC(n)是 n 阶自相关系数。

计算周回报率的年化标准差,可获得股票的总体波动率。进一步使用市场模型可将总体波动率分解为系统波动率和超额波动率。

$$R_t = \alpha + \beta R_t^M + \epsilon_t$$

其中, R_t 是股票的周回报率, R_t^M 是市场指数的周回报率^①, ϵ_t 是残差扰动项。系统波动率来自股票的系统风险,而超额波动率可由特质风险(idiosyncratic risk)来衡量。Bartram 等人(2012)对世界各国股市的波动率进行了比较。参照他们的做法,本书使用 ϵ_t 的标准差作为超额波动率的估计值,使用总体波动率与超额波动率平方差的平方根作为系统波动率的估计值。

表 6.4 和图 6.1 给出了从 1991—2013 年 A 股上市公司历年的波动率(中位数)变化情况^②。可以看出,随着上市公司数量逐渐增多,总体波动率呈现下降趋势,显示出 A 股市场正在逐渐走向成熟的迹象。

① 对于沪深两市分别使用最常用的上证综合指数和深证成分指数作为市场指数。

② 由于样本量较大,中位数能够去除极端值的影响,比平均数更具代表性。

表 6.4 1991—2013 年 A 股主板上市公司股票的波动率变化

年 份	公司一年 观测数	总体 波动率	系统 波动率	超额 波动率
1991	12	0.307	0.134	0.273
1992	45	1.109	0.418	0.580
1993	149	0.615	0.141	0.585
1994	251	1.296	1.214	0.421
1995	271	0.610	0.149	0.623
1996	439	0.693	0.485	0.464
1997	643	0.442	0.250	0.360
1998	739	0.360	0.199	0.290
1999	831	0.397	0.245	0.305
2000	947	0.400	0.218	0.317
2001	1 039	0.301	0.210	0.203
2002	1 110	0.325	0.065	0.319
2003	1 176	0.287	0.088	0.269
2004	1 240	0.350	0.185	0.295
2005	1 241	0.400	0.156	0.362
2006	1 253	0.455	0.058	0.445
2007	1 269	0.654	0.225	0.607
2008	1 265	0.679	0.224	0.641
2009	1 279	0.520	0.154	0.490
2010	1 303	0.430	0.154	0.396
2011	1 347	0.366	0.179	0.315
2012	1 376	0.369	0.157	0.325
2013	1 391	0.359	0.098	0.339
全样本	20 616	0.380	0.168	0.326

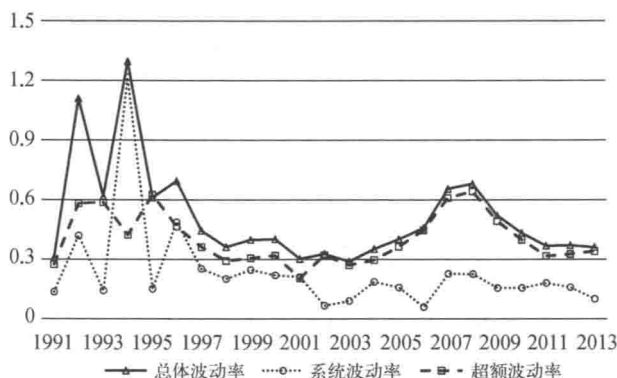


图 6.1 A 股市场建立至今的波动率走势

表 6.5 列出了世界各国股市中全部上市公司的波动率(中位数)比较。可以看出,同世界上其他国家的股票市场相比,中国 A 股同期的波动率处于中间偏低的位置,仅高于部分成熟市场,但要低于美国 and 大多数其他新兴市场。另外,中国 A 股的系统波动率要明显低于超额波动率,这说明大部分的波动并不是由市场整体的宏观基本面因素导致的,而是来源于其他非系统因素,比如短期的交易行为等等。

由于中国股市的历史较短,是公认相对不成熟的市场,这里观察到的波动率与直觉相比要明显偏低,这是否是因为中国市场更为严格的监管措施呢?

表 6.5 1991—2006 年世界主要国家上市公司股票的波动率比较

国 家	公司一年观测数	总体波动率	系统波动率	超额波动率
意大利	2 417	0.311	0.177	0.241
英 国	8 731	0.339	0.178	0.283
法 国	6 377	0.353	0.176	0.300
德 国	6 156	0.376	0.191	0.320
日 本	36 118	0.380	0.232	0.288

续 表

国 家	公司一年观测数	总体波动率	系统波动率	超额波动率
中国大陆	11 386	0.380	0.168	0.326
新加坡	2 989	0.400	0.215	0.322
中国台湾	6 680	0.438	0.253	0.342
美 国	55 008	0.448	0.215	0.385
加拿大	7 347	0.451	0.218	0.385
中国香港	5 396	0.466	0.240	0.389
澳大利亚	5 735	0.488	0.230	0.418
巴 西	1 142	0.489	0.318	0.347
印 度	3 671	0.491	0.282	0.391
韩 国	6 510	0.535	0.303	0.419

资料来源：除中国大陆以外的其他国家和地区的数据来自 Bartram 等人 (2012) 的跨国研究。

第四节 监管措施与市场波动率的关系

根据传统监管措施拥护者的观点,之所以采取这些传统的监管措施是因为其可以降低市场的波动率,达到稳定市场的目的。但是由于在理论上尚存争议,这些措施是否真的有效还有待实证检验。

假设 1: 更严格的监管措施可降低 A 股市场的波动率,更宽松的监管措施将增加 A 股市场的波动率。

同时考虑内生性的问题,即是否是市场的波动率变化促使监管者改变了政策。如果内生性存在,那么在监管程度发生增加的事件之前我们应该能观察到市场波动率中较高的波动率,反之亦然。

假设 2: A 股市场出现较高的波动率会引发更严格的监管措施,A 股市场出现较低的波动率会带来更宽松的监管措施。

通常来说,如果金融市场的限制被放松,流动性往往会提升。例如郦金梁等人(2012)发现,开放沪深300股指期货的交易降低了A股市场的波动率,提升了流动性;相反,限制交易则可能会降低市场的流动性。既然传统的监管措施都是对交易进行限制,以达到抑制波动的目的,那么,这些措施是否以牺牲流动性为代价?牺牲的程度究竟多大?也是相当值得关注的问题。

假设3:更严格的监管措施会降低A股市场的流动性,更宽松的监管措施将增加A股市场的流动性。

通过追踪政策发生变化的事件,可以比较事件前后的市场波动率。由于这些事件在时间上都是离散的,无法进行时间序列回归。而在横截面上,各家公司的股票往往也是采用相同的监管措施,同样无法进行回归分析。因此,这里采用了方差齐性检验来对假设1进行验证。

对于每一个事件,除去事件发生当周,比较事件发生前20周和发生后20周各公司股票回报率平均波动率。这里选取20周的窗口期长度是因为这样既尽可能地避免了出现多个事件的重叠,又使我们能够观察到监管措施对于整个市场的长期影响。如果窗口期选取得太长,则会经常出现多个事件的重叠,使我们难以区分每个事件独立的影响^①。如果窗口期太短,则无法观察到事件所产生的系统性的影响。

传统的F统计量可以检验两样本方差是否存在显著差异,判断事件前后的波动率是否产生了变化,但前提是数据必须呈正态分布。众所周知,股票的回报率会偏离正态性,有明显的尖峰厚尾的特征,A股市场也不例外(见表6.3中的描述性统计)。因此,本章使用Levene方差齐性检验代替F检验。正如Brown和Forsythe(1974)所指出,当存在尖峰厚尾时,F检验会错误地频繁拒绝零假设,而Levene检验在样本偏离正态性时仍能保持有效,

^① 为了保证窗口期的长度,还是出现了个别事件发生重叠的情况,比如沪市取消T+1和取消涨跌停板,但这对实证结果并不会产生明显的影响。

可以提升检验结果的准确性。

本书参考了 Hsieh 和 Miller(1990)所提供的经典方法。针对每个事件,筛选出事件发生前后 20 周与其相关且有完整交易记录的 A 股上市公司股票,分别获得其前 20 周的回报率 $R_{-20} \cdots R_{-1}$ 和后 20 周的回报率 $R_1 \cdots R_{20}$,并计算 Levene 统计量。在方差齐性检验中,标准的原假设和备择假设分别如下:

$$H_0: \text{Var}(R_{-20} \cdots R_{-1}) = \text{Var}(R_1 \cdots R_{20})$$

$$H_1: \text{Var}(R_{-20} \cdots R_{-1}) \neq \text{Var}(R_1 \cdots R_{20})$$

为了确定 Levene 检验的显著性水平,需要使用 bootstrap 模拟法。在每次模拟中,从整个样本中随机抽取一周,计算该周前后 20 周的 Levene 统计量。反复进行 500 次模拟后,获得其 bootstrap 分布。根据真实事件发生时所观察到的 Levene 统计量在该 bootstrap 分布中的位置,即可估计其概率 p 值。例如,若观察到的 Levene 统计量处于 bootstrap 分布的 5% 上分位以内,说明其比 95% 以上的随机模拟值都更大,则可在 5% 的显著性水平上拒绝原假设。

由于系统波动率往往取决于宏观经济的基本面,理论上与监管措施无关。因此,相关文献都是关注总体波动率或超额波动率,本章对这两者都进行了检验。表 6.6 列出了 A 股监管措施发生变化的历史事件,以及事件前后的市场波动率。如果这些措施是有效的,那么当监管程度增加时,事件后的波动率应该显著低于事件前的波动率,反之亦然。然而,从 Levene 检验的结果可以看出,这些事件绝大多数并没有对市场的总体波动率或超额波动率产生显著影响。仅有一次 IPO 暂停前后的波动率发生了显著变化,并且波动率不但没有降低,反而显著增加,与政策预期相反,假设 1 被拒绝。

反过来,波动率的变化也有可能導致政策制定者改变监管程度。为此,我们需要观察事件的发生是否紧随着波动率的变化。如果监管程度增加的事件发生前 20 周波动率显著高于历史上随机抽取的一个时间点的前 20 周波动率,那么这样的反向因果关系

才有可能成立。

表 6.7 列出了政策针对波动率变化进行反应的检验结果。可以看出在各类政策变化事件之前,都没有观察到异常高或者异常低的波动率。因此,这说明监管者对于 A 股市场暂时的波动性并不敏感,而在很大程度是按部就班地参考国际经验制定和改进政策,或者可能是更关心股市的价格水平而不是波动率,制定政策时针对当前波动率进行相机抉择的成分并不强,假设 2 被拒绝。

本章使用了换手率和 Amihud 比率两个流动性指标来检验波动率对市场流动性的影响^①。换手率越高,表明市场的交易越活跃,流动性越高。Amihud 比率越高,则表明市场深度越差,流动性越低。

为了比较事件前后流动性的差异,本书采用了 Wilcoxon 符号秩检验。这种非参数检验类似于 T 检验,可以检验成对的两组数据之差是否来自均值为 0 的总体,但是不像 T 检验那样需要假设该总体服从正态分布。此外,我们需要比较各家公司事件前与事件后的流动性是否存在显著差异,因此在横截面上属于一一对应的依次成对比较,在事前与事后两组数据中,公司的排列顺序必须一致,而 Wilcoxon 符号秩检验就适用于这种情况。

表 6.8 列出了相应的实证结果,可以发现除了 IPO 暂停和 2007 年上调印花税以外,监管程度增加的事件都会导致换手率的下降和 Amihud 比率的上升(两者都意味着流动性下降),并且影响几乎都非常显著(仅有两市实施涨跌停板的事件对 Amihud 比率的影响不显著)。IPO 暂停作为例外在直觉上很好理解,毕竟其限制的是一级市场而非二级市场。而 2007 年正处于从大牛市向大熊市转变的历史时刻,从当时超高的换手率和超低的 Amihud 比率也可以看出市场交投的活跃程度之高,因此可视为是特殊时期的异常现象。

① 为了避免数量级过大或过小,我们根据近年来一些文献的常见做法,对 Amihud 比率进行根号化处理,计算公式为 $(10^6 \times |\text{周对数收益率}| / \text{周成交金额})^{1/2}$ 。

表 6.6 中国 A 股监管措施对市场波动率的影响

日期	事件	监管程度	公司数	总 体 波 动 率				超额波动率			
				年化标准差		Levene	bootstrap	年化标准差		Levene	bootstrap
				事前	事后	统计量	模拟 p 值	事前	事后	统计量	模拟 p 值
面板 A: 交易税											
97/5/10	3%升为 5%	增加	509	0.528	0.336	0.002	0.978	0.219	0.138	0.034	0.910
98/6/12	5%降为 4%	降低	683	0.162	0.228	0.791	0.592	0.067	0.066	0.447	0.674
01/11/16	4%降为 2%	降低	1 036	0.234	0.326	1.233	0.478	0.057	0.098	1.148	0.494
05/1/24	2%降为 1%	降低	1 237	0.275	0.263	0.007	0.958	0.105	0.124	0.335	0.732
07/5/30	1%升为 3%	增加	1 235	0.302	0.431	0.209	0.788	0.333	0.284	0.034	0.910
08/4/24	3%降为 1%	降低	1 256	0.411	0.477	0.326	0.738	0.258	0.225	0.098	0.860
08/9/19	改单向征收	降低	1 259	0.426	0.607	2.082	0.344	0.230	0.262	0.852	0.568
面板 B: 杠杆限制和卖空限制											
10/3/31	开放两融	降低	87	0.275	0.303	0.142	0.824	0.042	0.053	0.246	0.778
10/6/21	开放两融	降低	5	0.354	0.411	0.027	0.922	0.195	0.221	0.036	0.908
11/12/5	开放两融	降低	189	0.265	0.270	0.331	0.732	0.084	0.124	3.399	0.204
13/1/31	开放两融	降低	197	0.291	0.225	1.005	0.540	0.124	0.092	1.789	0.388
12/8/30	开放转融资	降低	283	0.186	0.260	1.589	0.418	0.058	0.078	0.969	0.544
13/2/28	开放转融券	降低	480	0.262	0.228	0.155	0.818	0.090	0.076	0.838	0.572

续 表

日期	事件	监管程度	公司数	总体波动率			超额波动率				
				年化标准差		Levene 统计量	年化标准差		Levene 统计量		
				事前	事后		事前	事后			
面板 C: 涨跌停板											
91/8/17	深市解限	降低	5	0.355	0.979	3.281	0.220	0.361	0.975	3.427	0.200
92/5/21	沪市解限	降低	12	0.442	3.141	1.653	0.408	0.367	1.079	1.363	0.456
96/12/16	两市恢复	增加	427	0.361	0.505	0.078	0.866	0.146	0.225	0.010	0.948
面板 D: T+1 交易											
92/5/21	沪市解限	降低	12	0.442	3.141	1.653	0.408	0.367	1.079	1.363	0.456
93/11/22	深市解限	降低	41	0.598	0.417	0.391	0.702	0.498	0.467	0.005	0.960
95/1/1	两市恢复	增加	251	0.605	0.839	0.004	0.966	0.607	0.996	0.029	0.914
面板 E: IPO 暂停											
94/7/21	IPO 暂停	增加	236	0.385	1.862	1.749	0.390	0.421	2.065	2.759	0.274
95/1/19	IPO 暂停	增加	251	0.606	0.830	0.012	0.946	0.607	0.991	0.005	0.960
01/7/31	IPO 暂停	增加	1 021	0.090	0.262	9.428	0.028	0.020	0.068	15.982	0.000*
04/8/26	IPO 暂停	增加	1 230	0.177	0.275	1.589	0.418	0.170	0.105	0.132	0.830
05/5/25	IPO 暂停	增加	1 233	0.225	0.296	1.527	0.426	0.123	0.129	0.013	0.938
08/9/16	IPO 暂停	增加	1 259	0.489	0.606	0.746	0.604	0.231	0.262	0.844	0.570
12/11/16	IPO 暂停	增加	1 374	0.208	0.228	0.145	0.824	0.088	0.107	0.255	0.774

注释：采用 Levene 方差齐性检验，* 代表在 1% 程度上显著。

表 6.7 中国 A 股监管措施对市场波动率的反应

日期	事件	监管程度	公司数	总 体 波 动 率				超 额 波 动 率			
				年 化 标 准 差		Levene 统计量		年 化 标 准 差		Levene 统计量	
				事前	随机	事前	模拟 p 值	事前	随机	事前	模拟 p 值
面板 A：交易税											
97/5/10	3%升为 5%	增加	410	0.527	0.382	0.000	1.002	0.224	0.543	5.292	0.116
98/6/12	5%降为 4%	降低	631	0.164	0.355	8.287	0.044	0.070	0.261	6.531	0.072
01/11/16	4%降为 2%	降低	1 036	0.234	0.346	2.115	0.344	0.057	0.222	7.064	0.068
05/1/24	2%降为 1%	降低	1 211	0.274	0.245	0.039	0.906	0.106	0.176	0.456	0.666
07/5/30	1%升为 3%	增加	1 230	0.309	0.210	4.600	0.138	0.341	0.143	4.247	0.148
08/4/24	3%降为 1%	降低	1 257	0.400	0.909	0.294	0.754	0.275	0.445	0.424	0.694
08/9/19	改单向征收	降低	1 247	0.419	0.340	0.500	0.660	0.227	0.187	0.663	0.618
面板 B：杠杆限制和卖空限制											
10/3/31	开放两融	降低	86	0.276	0.239	0.500	0.660	0.042	0.182	5.106	0.124
10/6/21	开放两融	降低	5	0.354	0.306	0.928	0.548	0.195	0.267	0.766	0.602
11/12/5	开放两融	降低	189	0.265	0.437	3.649	0.188	0.084	0.265	3.451	0.196
13/1/31	开放两融	降低	195	0.291	0.444	0.149	0.822	0.124	0.179	0.345	0.732
12/8/30	开放转融资	降低	283	0.186	0.307	1.172	0.486	0.058	0.134	5.117	0.124
13/2/28	开放转融券	降低	480	0.262	0.489	1.189	0.486	0.090	0.295	3.326	0.218

续 表

日期	事件	监管程度	公司数	总体波动率				超额波动率			
				年化标准差		Levene		年化标准差		Levene	
				事前	随机	统计量	模拟 <i>p</i> 值	事前	随机	统计量	模拟 <i>p</i> 值
面板 C: 涨跌停板											
91/8/17	深市解限	降低	5	0.355	0.230	0.777	0.596	0.361	0.219	1.298	0.464
92/5/21	沪市解限	降低	12	0.442	0.425	0.033	0.910	0.367	0.337	0.240	0.780
96/12/16	两市恢复	增加	300	0.382	1.796	0.654	0.624	0.189	1.827	1.358	0.458
面板 D: T+1 交易											
92/5/21	沪市解限	降低	12	0.442	0.171	0.845	0.570	0.367	0.161	1.015	0.538
93/11/22	深市解限	降低	25	0.569	0.367	0.766	0.602	0.470	0.349	0.160	0.816
95/1/1	两市恢复	增加	251	0.605	0.639	0.004	0.966	0.607	0.403	2.173	0.338
面板 E: IPO 暂停											
94/7/21	IPO 暂停	增加	230	0.385	0.519	0.297	0.752	0.421	0.401	0.317	0.742
95/1/19	IPO 暂停	增加	251	0.606	0.957	0.029	0.914	0.607	0.381	4.990	0.126
01/7/31	IPO 暂停	增加	985	0.090	0.447	11.259	0.016	0.020	0.280	9.197	0.030
04/8/26	IPO 暂停	增加	1 189	0.163	0.406	2.351	0.318	0.160	0.233	0.180	0.808
05/5/25	IPO 暂停	增加	1 237	0.215	0.638	2.622	0.282	0.124	0.312	2.593	0.284
08/9/16	IPO 暂停	增加	1 262	0.477	0.384	0.483	0.660	0.225	0.246	0.137	0.828
12/11/16	IPO 暂停	增加	1 274	0.208	0.374	2.581	0.286	0.091	0.217	3.147	0.236

注释: 采用 Levene 方差齐性检验, * 代表在 1% 程度上显著。

表 6.8 中国 A 股监管措施对市场流动性的影响

日期	事件	监管程度	公司 数	换手率				Amihud 比率			
				事前 均值	事后 均值	后-前 差异	检验 p 值	事前 均值	事后 均值	后-前 差异	检验 p 值
面板 A：交易额											
97/5/10	3%升为 5%	增加	509	28.423	11.010	-17.413	0.000*	7.057	9.981	2.924	0.000*
98/6/12	5%降为 4%	降低	683	13.961	7.947	-6.013	0.000*	5.501	7.496	1.996	0.000*
01/11/16	4%降为 2%	降低	1 036	3.758	4.757	0.999	0.000*	7.728	8.191	0.463	0.000*
05/1/24	2%降为 1%	降低	1 237	5.421	6.085	0.664	0.000*	10.154	10.900	0.746	0.000*
07/5/30	1%升为 3%	增加	1 253	26.184	22.788	-3.396	0.000*	5.456	4.370	-1.086	0.000*
08/4/24	3%降为 1%	降低	1 257	11.621	10.104	-1.517	0.000*	5.238	7.759	2.521	0.000*
08/9/19	改单向征收	降低	1 263	9.895	15.432	5.537	0.000*	7.858	8.052	0.194	0.020
面板 B：杠杆限制和卖空限制											
10/3/31	开放两融	降低	85	8.160	5.432	-2.729	0.000*	0.885	1.270	0.385	0.000*
10/6/21	开放两融	降低	5	13.326	12.192	-1.133	0.841	1.362	1.361	-0.002	0.690
11/12/5	开放两融	降低	178	5.831	6.415	0.584	0.372	2.103	2.316	0.213	0.249
13/1/31	开放两融	降低	272	11.330	9.751	-1.579	0.382	2.631	2.223	-0.408	0.000*
12/8/30	开放转融资	降低	271	4.356	4.456	0.100	0.599	1.723	2.041	0.318	0.000*
13/2/28	开放转融券	降低	543	7.733	6.448	-1.285	0.070	2.121	2.059	-0.062	0.265

续表

日期	事件	监管程度	公司数	换手率				Amihud 比率			
				事前均值	事后均值	后-前差异	检验p值	事前均值	事后均值	后-前差异	检验p值
面板 C: 涨跌停板											
91/8/17	深市解限	降低	5	0.531	3.093	2.562	0.056	156.17	63.915	-92.252	0.151
92/5/21	沪市解限	降低	12	59.278	207.16	147.88	0.001*	322.02	23.917	-298.10	0.000*
96/12/16	两市恢复	增加	427	32.776	23.964	-8.812	0.000*	7.431	7.420	-0.011	0.344
面板 D: T+1 交易											
92/5/21	沪市解限	降低	12	59.278	207.16	147.88	0.001*	322.02	23.917	-298.10	0.000*
93/11/22	深市解限	降低	41	14.863	7.551	-7.312	0.001*	13.243	16.577	3.334	0.002*
95/1/1	两市恢复	增加	251	30.350	8.439	-21.912	0.000*	10.982	16.123	5.141	0.000*
面板 E: IPO 暂停											
94/7/21	IPO 暂停	增加	236	16.131	32.886	16.755	0.000*	19.751	16.940	-2.811	0.001*
95/1/19	IPO 暂停	增加	251	25.029	8.846	-16.183	0.000*	11.481	14.760	3.279	0.000*
01/7/31	IPO 暂停	增加	1 021	6.253	3.130	-3.123	0.000*	3.353	8.392	5.039	0.000*
04/8/26	IPO 暂停	增加	1 233	5.708	5.347	-0.361	0.230	8.267	10.293	2.026	0.000*
05/5/25	IPO 暂停	增加	1 239	5.173	9.257	4.085	0.000*	10.475	10.129	-0.346	0.137
08/9/16	IPO 暂停	增加	1 263	10.304	14.493	4.189	0.000	7.824	8.233	0.409	0.000
12/11/16	IPO 暂停	增加	1 372	6.291	7.898	1.607	0.000	3.689	3.181	-0.507	0.000

注释：采用 Wilcoxon 符号秩检验，* 代表在 1% 程度上显著。

有趣的是,监管程度降低的事件在很多时候反过来却并不能增加市场的流动性,这可能是已经加入市场的投资者时时关注着这些事件,因此对于政策变严非常敏感,从而影响是立竿见影的。而还没有进入市场的潜在投资者却对事件不会特别敏感,因此政策放松对他们的吸引在短期内往往并不显著。因此,我们只能接受假设 3 的前半部分。

第五节 政策建议

中国资本市场中的传统监管措施有交易税、杠杆限制、卖空限制、涨跌停板、T+1 交易、IPO 暂停等,其主要目标之一是限制过度投机行为,防止价格的剧烈波动。基于事件研究法的实证结果表明,上述这些监管措施在 A 股市场并没有起到显著降低波动率的作用。相反,有证据表明其降低了市场的流动性,损害了市场深度。因此,可以参考世界上大多数成熟市场的做法,逐步放松这些监管措施,进一步促进中国金融体系向市场化的方向发展。

从反向因果关系来看,政策的变化也并不能由波动率的变化解释,这说明监管者可能在很大程度上是按部就班地参考国际经验来制定和改进政策,或者可能是更关心价格的水平而不是波动率,制定政策时针对当前波动率进行相机抉择的成分并不强。

令人意外的是,A 股市场自建立以来,其波动率不但纵向相比在逐渐降低,而且横向相比在世界主要市场中也处于偏低位置,不但低于大多数新兴市场,而且低于美国等成熟市场。而这又并不能由更为严格的监管措施来解释,那么必然还有其他深层次的原因。

Bartram 等人(2012)发现美国股市的波动率之所以相对其他国家更高,是因为更好的投资者保护机制使得投资者更愿意承担风险,更发达的市场体系使得风险更容易被分担,更强的创新动力

使得公司更愿意进行高风险的研发活动,这些都是能够促进经济增长、增加投资者财富的正面因素,在资本场所产生的是有益的波动。而由政治风险、投资者不成熟和过度投机等负面因素所带来的有害的波动,才是需要被监管措施抑制的。在未来的研究中,可以根据中国上市公司特征进一步分析个股的波动率,区分出中国市场波动率中有益和有害的成分。从政策制定者角度而言,也需要更加慎重,在确保金融市场稳定的同时,要考虑到波动性的有益一面。

第七章 结 论

第一节 技术分析的价值

市场的有效与否可谓是现代金融学中最具争议的一个核心问题,学者们致力于通过理论和实证研究给出支持或反对的依据。近三十年来,行为金融学的蓬勃发展对有效市场假说提出了极大的挑战,至今尚未能盖棺定论。但无论如何,传统资产定价理论与行为金融学的交锋多年来一直都是学术界的热点和一大创新源泉。2013年,正反两派的代表人物——有效市场假说坚定的倡导者 Eugene Fama 和行为金融学泰斗 Robert Shiller 双双获得了诺贝尔经济学奖。

而在现实中,作为金融市场中最流行的投资分析方法之一,技术分析的广泛使用也可以视为金融业界对有效市场假说提出的一大挑战。技术分析的原理是使用过去的价格和成交量等历史交易信息,并根据一定的技术交易规则来预测未来价格走势。其拥护者认为历史价格等数据包含了重要的信息,反映了投资者的总体情绪和判断。而市场对于信息的反应是一个缓慢的过程,使得价格会呈现出趋势性。技术分析就是要在趋势形成的早期将其找出,并随之获利。而这些都与市场的弱式有效性相矛盾。

为了解释技术分析被广泛使用的真正原因,本书首先基于中国 A 股市场来检验技术分析是否能够获得超额回报率。最终发现,在双重移动均线、交易区间突破、亚历山大过滤规则以及相对

强度指数这四种简单的技术交易规则中,前两者在不考虑卖空的情况下,除去交易成本后,相比起买入一持有的被动投资策略,仍能够获得显著为正的超额回报率。例如,双重移动均线规则的年化超额回报率在所有上市公司股票中平均达到了 5.18%,能够产生正超额收益的股票比例达到 74.3%。这样的结果对市场有效性提供了负面的证据。

对于价格形态规则和 K 线图规则这两类图形规则,本书使用了比较特殊的技术进行实证检验。基于非参数核回归平滑估计量的价格形态识别算法被用于十种价格形态的识别,使得计算机可以模拟技术分析师肉眼识别价格形态的过程。实证结果表明,所有产生买入信号的价格形态和大部分产生卖出信号的价格形态都不能获得经济收益。

而对于历史最为悠久的 K 线图规则,本书为每种图形给出了精确的数学定义,最终发现部分 K 线图在不考虑交易成本的情况下可以获得一定的超额收益。但是,在考虑了交易成本后,超额收益完全不复存在。这主要是因为 K 线图规则主要被用于短线操作,此时交易成本所占的比重比长线投资时要大得多。

上述结果表明,中国 A 股市场还未能达到弱式有效,技术分析在某些情况下可以产生经济收益,本书提供的理论模型对其背后的原因给出了多角度的解释。

第二节 理论模型的评价

技术分析为什么能够产生经济收益?本书根据金融学中资产定价领域的基本理论,在同一框架下建立了三个简单模型。其中,“信息发现模型”假设市场可能处于暂时失效状态,技术分析可以帮助投资者提前推测非公开信息,当信息不对称程度较强且当前的技术交易信号被使用得尚不频繁时,其产生的价值较高;“趋势

追随模型”假设市场中存在大量非理性的噪声交易者，技术分析本身刻画了他们的趋势追随行为，当市场中的投资者情绪足够强时，他们就有可能获利；“羊群效应模型”认为是大量技术交易者自身的同质行为推动了价格向着他们所期望的方向运动，因此技术分析实际上是一种自我实现的过程，同时使用技术分析的投资者数量越多，这种推动力就越强，所能观察到的经济收益也就越大。

针对各模型的预测，本书提出了一系列可检验的假设，互斥的假设可以对不同模型的解释力进行比较。基于 898 家 A 股上市公司从 2002—2012 年的面板数据回归结果表明，信息不透明程度较高、技术交易者比例较低、投资者情绪较弱的公司股票产生的经济收益较高。

上述结果支持了信息发现模型，而基本否定了趋势追随模型和羊群效应模型。这说明技术分析的可盈利性主要来源于信息不对称的情况下，价格对于信息的缓慢调整导致的市场短期失效。投资者此时可以利用其推测未知信息。当信息不透明的程度越大时，其价值也越大。当技术交易者越多时，套利效应会使得隐含的信息很快就反映到价格中，其作用也就随之降低。

第三节 核心问题的解答

回到绪论中所提到的相关领域几个尚待解决的核心问题，根据本书的研究结果，在此可以对其分别进行概述性的解答：

第一，如果技术分析不能产生经济收益，即市场确实是弱式有效的，为什么各种技术交易规则还会被投资者广泛使用？

——至少在中国证券市场中，双重移动均线 and 交易区间突破等部分交易规则确实具备可盈利性，市场目前还不能始终保持弱式有效。因此，投资者可以利用合适的技术分析工具获得经济收益，但前提是其能够凭借金融工程的方法，完成本书中的参数优化

步骤,而这似乎目前还没有在国内市场中得到推广。未来一旦被推广,技术分析的经济收益是否会继续存在还是一个未知数。

第二,如果技术分析确实可以产生经济收益,从经济金融理论上该如何去解释?

——技术分析的可盈利性主要来源于信息不对称的情况下,价格对于信息的缓慢调整导致的市场短期失效,投资者此时可以利用其推测未知信息。这说明技术分析并不是盲目的噪音交易行为,而是市场暂时失效时投资者进行信息发现的一种手段。

第三,如果技术分析有时可以产生经济收益,究竟是哪些因素决定的?什么情况下收益较大?

——本书发现技术分析在大市值、高账面市值比、上市较早、低流动性、低波动率、分析师关注较少、分析师意见分歧较大、分析师判断得较不准确、使用技术分析的人数较少的公司股票中的作用较强。这在某种程度上似乎与直觉相反,但也恰好说明了技术分析并不是一种纯粹的经验性投机行为,而是在某种程度上具备了基于信息的价格预测力。投资者在使用技术分析时,应考虑选择具有这些特征的股票,以期获得较高的经济收益。

第四节 后续研究的方向

顺着本书的研究思路,后续的相关研究可以从以下四个方面展开:

首先,本书以实证部分为主,所建立的理论模型相对比较简单,目标只是说明技术分析产生作用的机制。后续的研究可以尝试构建更加复杂精巧的动态模型,细化市场中的一些特征因素,比如投资者的异质信念和学习行为等,从而能够进行更加精确的定量分析。

其次,除了使用历史价格序列以外,现实中的技术分析师往往

还会使用成交量作为参考指标。成交量信息在一些行为金融相关的研究中被认为是与投资者情绪息息相关的。在后续的研究中，可以考虑成交量在技术分析中所扮演的角色，分析成交量是否具备某种程度的信息含量。

再次，本书实证部分使用了四类简单技术规则和两类图形规则，并没有检验更为复杂的复合规则。复合规则是由多种简单规则组合而成的技术分析工具，结合多个指标对于价格走势给出预测和判断。随着计算机运算能力的提升，复合规则现已在业界得到了普遍的使用，在未来的研究中值得重点关注。

最后，本书的实证研究聚焦于中国股票市场，利用上市公司之间的特征差异来验证理论模型的预测。在后续的研究中，可以将本书中的一些研究方法应用到中国的期货、外汇等其他金融市场中，并与海外市场进行比较，观察结果是否存在异同。

参 考 文 献

- [1] 陈卓思、宋逢明,图形技术分析的信息含量[J].数量经济技术经济研究,2005(9):73-82
- [2] 范南、王礼平,我国印花税变动对证券市场波动性影响实证研究[J].金融研究,2003(6):38-45
- [3] 韩杨,对技术分析在中国股市的有效性研究[J].经济科学,2001(3):49-57
- [4] 酆金梁、雷曜、李树憬,市场深度、流动性和波动率——沪深300股票指数期货启动对现货市场的影响[J].金融研究,2010(6):124-138
- [5] 刘煜辉、贺菊煌、沈可挺,涨跌停板制度下中国A、B股市场波动的动态变化[J].管理科学,2003(5):48-53
- [6] 宋常、陈茜,买空卖空机制对市场 and 个股波动性的影响[J].商业研究,2013(8):1-8
- [7] 孙碧波,移动平均线有用吗——基于上证指数的实证研究[J].数量经济技术经济研究,2005(2):149-156
- [8] 王志刚、曾勇、李平,中国股票市场技术分析非线性预测能力的实证检验[J].管理工程学报,2009(1):149-153
- [9] 邢天才、蒋晓杰、武军伟,技术分析规则在期货市场的有效性检验[J].财经问题研究,2008(6):54-59
- [10] 曾劲松,技术分析与中国股票市场有效性[J].财经问题研究,2005(8):27-30
- [11] Alexander, S. S. Price movements in speculative markets: trends or random walks. *Industrial Management Review*

- [J]. 1961, 2: 7 - 26
- [12] Alexander, S. S. Price movements in speculative markets: trends or random walks No. 2. *Industrial Management Review* [J]. 1964, 5: 25 - 46
- [13] Allen, F. and Karjalainen, R. Using genetic algorithms to find technical trading rules [J]. *Journal of Financial Economics*, 1999, 51: 245 - 271
- [14] Angel, J. J., Christophe, S. E., Ferri, M. G. A close look at short selling on Nasdaq [J]. *Financial Analysts Journal*, 2003(59): 66 - 74
- [15] Bachelier, L. *Theorie de la speculation* [D], Paris: Gauthier-Villars, 1900
- [16] Barberis, N., Shleifer, A. and Vishny, R. A model of investor sentiment [J]. *Journal of Financial Economics*, 1998, 49: 307 - 343
- [17] Bartram, S., Brown, M., Stulz, R. M. Why are U. S. stocks more volatile? [J]. *Journal of Finance*, 2012 (67): 1329 - 1370
- [18] Bessembinder, H. and Chan, K. The profitability of technical trading rules in the Asian stock markets [J]. *Pacific-Basin Finance Journal*, 1995, 3: 257 - 284
- [19] Bessembinder, H. and Chan, K. Market efficiency and the returns to technical analysis [J]. *Financial Management*, 1998, 27: 5 - 17
- [20] Billingsley, R. S. and Chance, D. M. Benefits and limitations of diversification among commodity trading advisors [J]. *Journal of Portfolio Management*, 1996, 23: 65 - 80
- [21] Black, F. Noise [J]. *Journal of Finance*, 1986, 41: 529 - 543
- [22] Blume, L., Easley, D. and O'Hara, M. Market statistics and technical analysis: the role of volume [J]. *Journal of*

- Finance*, 1994, 49: 153 - 181
- [23] Bollerslev, T. Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity [J]. *Journal of Econometrics*, 1986, 31: 307 - 327
- [24] Brennan, M. J. A theory of price limits in futures markets [J]. *Journal of Financial Economics*, 1986(16): 213 - 233
- [25] Brennan, M. J. and Subrahmanyam, A. Investment analysis and price formation in securities markets [J]. *Journal of Financial Economics*, 1995, 38: 361 - 381
- [26] Brock, W., Lakonishock, J. and LeBaron, B. Simple technical trading rules and the stochastic properties of stock returns [J]. *Journal of Finance*, 1992, 47: 1731 - 1764
- [27] Brorsen, B. W. and Irwin, S. H. Futures funds and price volatility [J]. *Review of Futures Markets*, 1987, 6: 118 - 135
- [28] Brown, M. B., Forsythe, A. B. Robust tests for the equality of variances [J]. *Journal of the American Statistical Association*, 1974(69): 364 - 367
- [29] Brown, D. P. and Jennings, R. H. On technical analysis [J]. *Review of Financial Studies*, 1989, 2: 527 - 551
- [30] Brunnermeier, M. K. and Nagel, S. Hedge funds and the technology bubble [J]. *Journal of Finance*, 2004, 59: 2013 - 2040
- [31] Buss, A., Dumas, B., Uppal, R., Vilkov, G. Comparing different regulatory measures to control stock market volatility: a general equilibrium analysis [C]. *INSEAD Working Paper*, 2013
- [32] Caginalp, G. and Laurent, H. The predictive power of price patterns [J]. *Applied Mathematical Finance*,

1998, 5: 181 - 205

- [33] Campbell, J. Y. and Cochrane, J. H. By force of habit: a consumption-based explanation of aggregate stock market behavior [J]. *Journal of Political Economy*, 1999, 107: 205 - 251
- [34] Chang, E. C., Cheng, J. W., Yu, Y. Short-sales constraints and price discovery: Evidence from the Hong Kong market [J]. *Journal of Finance*, 2007(62): 2097 - 2121
- [35] Chang, P. H. K. and Osler, C. L. Methodical madness: technical analysis and the irrationality of exchange-rate forecasts [J]. *Economic Journal*, 1999, 109: 636 - 661
- [36] Chen, J., Hong, H. and Stein, J. C. Breadth of ownership and stock returns [J]. *Journal of Financial Economics*, 2002, 66: 171 - 205
- [37] Cheung, Y. W. and Chinn, M. D. Currency traders and exchange rate dynamics: a survey of the US market [J]. *Journal of International Money and Finance*, 2001, 20: 439 - 471
- [38] Clyde, W. C. and Osler, C. L. Charting: chaos theory in disguise? [J]. *Journal of Futures Markets*, 1997, 17: 489 - 514
- [39] Cochrane, J. H. *Asset Pricing* [M]. Princeton, NJ: Princeton University Press, 2001: 465
- [40] Constantinides, G. M. and Duffie, D. Asset pricing with heterogeneous consumers [J]. *Journal of Political Economy*, 1996, 104: 219 - 240
- [41] Cooper, M. and Gulen, H. Is time-series based predictability evident in real-time? [J]. *The Journal of Business*, 2006, 79: 1263 - 1292
- [42] Cootner, P. H. Stock prices: random vs. systematic

- changes [J]. *Industrial Management Review*, 1962, 3: 24 - 25
- [43] Cornell, W. B. and Dietrich, J. K. The efficiency of the market for foreign exchange under floating exchange rates [J]. *Review of Economics and Statistics*, 1978, 60: 111 - 120
- [44] Corrado, C. J. and Lee, S. H. Filter rule tests of the economic significance of serial dependencies in daily stock returns [J]. *Journal of Financial Research*, 1992, 15: 369 - 387
- [45] Coutts, J. A. and Cheung, K. Trading rules and stock returns: some preliminary short run evidence from the Hang Seng 1985 - 1997 [J]. *Applied Financial Economics*, 2000, 10: 579 - 586
- [46] Cowles, A. Can stock market forecasters forecast? [J]. *Econometrica*, 1933, 1: 309 - 324
- [47] Curcio, R., Goodhart, C., Guillaume, D. and Payne, R. Do technical trading rules generate profits? Conclusions from the intra-day foreign exchange market [J]. *International Journal of Finance and Economics*, 1997, 2: 267 - 280
- [48] Dale, C. and Workman, R. The arc sine law and the treasury bill futures market [J]. *Financial Analysts Journal*, 1980, 36: 71 - 74
- [49] Daniel, K. Hirshleifer, D and Subrahmanyam, A. Investor psychology and security market under- and overreactions [J]. *Journal of Finance*, 1998, 53: 1839 - 1885
- [50] Davutyan, N. and Pippenger, J. Excess returns and official intervention: Canada 1952 - 1960 [J]. *Economic Inquiry*, 1989, 27: 489 - 500

- [51] Dawson, E. R. and Steeley, J. On the existence of visual technical patterns in the UK stock market [J]. *Journal of Business Finance and Accounting*, 2003, 30: 263 - 293
- [52] Day, T. E. and Wang, P. Dividends, nonsynchronous prices, and the returns from trading the Dow Jones Industrial Average [J]. *Journal of Empirical Finance*, 2002, 9: 431 - 454
- [53] De Long, J. B., Shleifer, A., Summers, L. H. and Waldmann, R. J. Noise trader risk in financial markets [J]. *Journal of Political Economy*, 1990a, 98: 703 - 738
- [54] De Long, J. B., Shleifer, A., Summers, L. H. and Waldmann, R. J. Positive feedback investment strategies and destabilizing rational speculation [J]. *Journal of Finance*, 1990b, 45: 379 - 395
- [55] De Long, J. B., Shleifer, A., Summers, L. H. and Waldmann, R. J. The survival of noise traders in financial markets [J]. *Journal of Business*, 1991, 64: 179
- [56] Denton, F. T. Data mining as an industry [J]. *Review of Economics and Statistics*, 1985, 67: 124 - 127
- [57] Dimson, E. and Marsh, P. Murphy's law and market anomalies [J]. *Journal of Portfolio Management*, 1999, 26: 53 - 59
- [58] Domowitz, I., Glen, J. and Madhavan A. Market segmentation and stock price: Evidence from emerging market [J]. *Journal of Finance*, 1997, 52: 1059 - 1085
- [59] Donchian, R. D. High finance in copper [J]. *Financial Analysts Journal*, 1960, 16: 133 - 142
- [60] Efron, B. Bootstrap methods: Another look at the jack knife [J]. *The Annals of Statistics*, 1979, 7: 1 - 26
- [61] Engle, R. F. Autoregressive conditional heteroscedasticity

- with estimates of the variance of United Kingdom inflation [J]. *Econometrica*, 1982, 50: 987 - 1007
- [62] Engle, R. F., Lilien, D. and Robins, R. P. Estimating time varying risk premia in the term structure: The ARCH - M model [J]. *Econometrica*, 1987, 55: 391 - 407
- [63] Fama, E. F. Efficient capital markets: A review of theory and empirical work [J]. *Journal of Finance*, 1970, 25: 383 - 417
- [64] Fama, E. F. Market efficiency, long-term returns, and behavioral finance [J]. *Journal of Financial Economics*, 1998, 49: 283 - 306
- [65] Fama, E. F. and Blume, M. E. Filter rules and stock market trading [J]. *Journal of Business*, 1966, 39: 226 - 241
- [66] Fleming, J., Ostdiek, B. and Whaley, R. E. Trading costs and the relative rates of price discovery in stock, futures, and option markets [J]. *Journal of Futures Markets*, 1996, 16: 353 - 387
- [67] Froot, K. A., Scharfstein, D. S. and Stein, J. C. Herd on the street: Informational inefficiencies in a market with short-term speculation [J]. *Journal of Finance*, 1992, 47: 1461 - 1484
- [68] Fung, W. and Hsieh, D. A. The information content of performance track records: Investment style and survivorship bias in the historical returns of commodity trading advisors [J]. *Journal of Portfolio Management*, 1997, 24: 30 - 31
- [69] Gehrig, T. and Menkhoff, L. The use of flow analysis in foreign exchange: Exploratory evidence [J]. *Journal of International Money and Finance*, 2004, 23: 573 - 594

- [70] Gencay, R. Optimization of technical trading strategies and the profitability in security markets [J]. *Economic Letters*, 1998a, 59: 249 - 254
- [71] Gencay, R. The predictability of security returns with simple technical trading rules [J]. *Journal of Empirical Finance*, 1998b, 5: 347 - 359
- [72] Gencay, R. Linear, non-linear and essential foreign exchange rate prediction with simple technical trading rules [J]. *Journal of International Economics*, 1999, 47: 91 - 107
- [73] Gencay, R. and Stengos, T. Technical trading and the size of the risk premium in security returns [J]. *Studies in Nonlinear Dynamics and Econometrics*, 1997, 2: 23 - 24
- [74] Gencay, R. and Stengos, T. Moving average rules, volume and the predictability of security returns with feed forward networks [J]. *Journal of Forecasting*, 1998, 17: 401 - 414
- [75] Green, C. J., Maggioni, P., Murinde, V. Regulatory lessons for emerging stock markets from a century of evidence on transactions costs and share price volatility in the London Stock exchange [J]. *Journal of Banking & Finance*, 2000(24): 577 - 601
- [76] Greer, T. V., Brorsen, B. W. and Liu, S. M. Slippage costs in order execution for a public futures fund [J]. *Review of Agricultural Economics*, 1992, 14: 281 - 288
- [77] Grossman, S. J. Insurance seen and unseen: the impact on markets [J]. *Journal of Portfolio Management*, 1988 (14): 5 - 8
- [78] Grossman, S. J. and Stiglitz, J. E. Information and competitive price systems [J]. *American Economic Review*, 1976, 66: 246 - 253

- [79] Grossman, S. J. and Stiglitz, J. E. On the impossibility of informationally efficient markets [J]. *American Economic Review*, 1980, 70: 393 - 408
- [80] Gunasekarage, A. and Power, D. M. The profitability of moving average trading rules in South Asian stock markets [J]. *Emerging Markets Review*, 2001, 2: 17 - 33
- [81] Hardouvelis, G. A. Margin requirements, volatility, and the transitory component of stock prices [J]. *The American Economic Review*, 1990(80): 736 - 762
- [82] Hamm, L. and Brorsen, B. W. Trading futures markets based on signals from aneural network [J]. *Applied Economics Letters*, 2000, 7: 137 - 140
- [83] Hansen, P. R. A test for superior predictive ability[J]. *Journal of Business and Economic Statistics*, 2005, 23: 365 - 380
- [84] Hartzmark, M. L. The effects of changing margin levels on futures market activity, the composition of traders in the market, and price performance [J]. *Journal of Business*, 1986 (59): 147 - 180
- [85] Henry, O. T. , McKenzie, M. The impact of short selling on the price-volume relationship: evidence from Hong Kong [J]. *Journal of Business*, 2006(79): 671 - 691
- [86] Hong, H. , and Stein, J. C. Differences of opinion, short-sales constraints, and market crashes [J]. *Review of Financial Studies*, 2003, 16: 487 - 525
- [87] Houthakker, H. Systematic and random elements in short-term price movements [J]. *American Economic Review*, 1961, 51: 164 - 172
- [88] Hsieh, D. Miller, M. H. Margin regulation and stock market volatility [J]. *Journal of Finance*, 1990 (45):

3-29

- [89] Hudson, R., Dempsey, M. and Keasey, K. A note on the weak form efficiency of capital markets: the application of simple technical trading rules to UK stock prices: 1935 to 1964 [J]. *Journal of Banking and Finance*, 1996, 20: 1121-1132
- [90] Irwin, S. H. and Uhrig, J. W. Do technical analysts have holes in their shoes? [J]. *Review of Research in Futures Markets*, 1984, 3: 264-277
- [91] Irwin, S. H., Zulauf, C. R., Gerlow, M. E. and Tinker, J. N. A performance comparison of a technical trading system with ARIMA models for soybean complex prices [J]. *Advances in Investment Analysis and Portfolio Management*, 1997, 4: 193-203
- [92] Ito, A. Profits on technical trading rules and time-varying expected returns: Evidence from Pacific-Basin equity markets[J]. *Pacific-Basin Finance Journal*, 1999, 7: 283-330
- [93] Jegadeesh, N. and Titman, S. Profitability of momentum strategies: an evaluation of alternative explanations[J]. *Journal of Finance*, 2001, 56: 699-720
- [94] James, F. E. Monthly moving averages-an effective investment tool? [J]. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 1968, 3, 315-326
- [95] Jensen, M. C. Random walks: reality or myth-comment [J]. *Financial Analysts Journal*, 1967, 23: 77-85
- [96] Jensen, M. C. Some anomalous evidence regarding market efficiency [J]. *Journal of Financial Economics*, 1978, 6: 95-101
- [97] Jensen, M. C. and Benington, G. A. Random walks and

- technical theories; some additional evidence[J]. *Journal of Finance*, 1970, 25: 469 - 482
- [98] Kavajecz, K. A. and Odders-White, E. R. Technical analysis and liquidity provision [J]. *Review of Financial Studies*, 2004, 17: 1043 - 1071
- [99] Kho, B. Time-varying risk premia, volatility, and technical trading rule profits: evidence from foreign currency futures markets [J]. *Journal of Financial Economics*, 1996, 41: 249 - 290
- [100] Kidd, W. V. and Brorsen, B. W. Why have the returns to technical analysis decreased? [J]. *Journal of Economics and Business*, 2004, 56: 159 - 176
- [101] Kim, K. Price limits and stock market volatility[J]. *Economics Letters*, 2001(71): 131 - 136
- [102] Kim, K. A., Rhee, S. G. Price limit performance: evidence from the Tokyo Stock Exchange [J]. *Journal of Finance*, 1997(52): 885 - 901
- [103] Koza, J. *Genetic Programming: On the Programming of Computers by Means of Natural Selection* [M]. Cambridge, MA: MIT Press, 1992
- [104] Krishnaswami, S. and Subramaniam, V. Information asymmetry, valuation, and the corporate spin-off decision [J]. *Journal of Financial Economics*, 1998, 53: 73 - 112
- [105] Kupiec, P. H. Noise traders, excess volatility, and a securities transactions tax [J]. *Journal of Financial Services Research*, 1996(10): 115 - 129
- [106] LeBaron, B. Technical trading rule profitability and foreign exchange intervention [J]. *Journal of International Economics*, 1999, 49: 125 - 143

- [107] Lee, C. I. and Mathur, I. Trading rule profits in European currency spot cross-rates [J]. *Journal of Banking and Finance*, 1996a, 20: 949 - 962
- [108] Lee, C. I. and Mathur, I. A comprehensive look at the efficiency of technical trading rules applied to cross-rates [J]. *European Journal of Finance*, 1996b, 2: 389 - 411
- [109] Lee, C. I., Gleason, K. C. and Mathur, I. Trading rule profits in Latin American currency spot rates [J]. *International Review of Financial Analysis*, 2001, 10: 135 - 156
- [110] Leigh, W., Paz, N. and Purvis, R. Market timing: A test of a charting heuristic [J]. *Economic Letters*, 2002, 77: 55 - 63
- [111] Leuthold, R. M. Random walk and price trends: the live cattle futures market [J]. *Journal of Finance*, 1972, 27: 879 - 889
- [112] Levich, R. M. and Thomas, L. R. The significance of technical trading rule profits in the foreign exchange market: a bootstrap approach [J]. *Journal of International Money and Finance*, 1993, 12: 451 - 474
- [113] Levy, R. A. Random walks: reality or myth [J]. *Financial Analysts Journal*, 1967a, 23: 69 - 77
- [114] Levy, R. A. Relative strength as a criterion for investment selection [J]. *Journal of Finance*, 1967b, 22: 595 - 610
- [115] Levy, R. A. The predictive significance of five-point chart patterns [J]. *Journal of Business*, 1971, 44: 316 - 323
- [116] Lo, A. and MacKinlay, A. C. Data snooping biases in tests of financial asset pricing models [J]. *Review of Financial Studies*, 1990, 3: 431 - 467

- [117] Lo, A., Mamaysky, H. and Wang, J. Foundations of technical analysis: computational algorithms, statistical inference, and empirical implementation [J]. *Journal of Finance*, 2000, 55: 1705 - 1765
- [118] Locke, P. R. and Venkatesh, P. C. Futures market transaction costs [J]. *Journal of Futures Markets*, 1997, 17: 229 - 245
- [119] Lovell, M. C. Data mining[J]. *Review of Economics and Statistics*, 1983, 65: 1 - 12
- [120] Lucke, B. Are technical trading rules profitable? Evidence for head-and-shoulder rules [J]. *Applied Economics*, 2003, 35: 33 - 40
- [121] Lui, Y. H. and Mole, D. The use of fundamental and technical analyses by foreign exchange dealers: Hong Kong evidence [J]. *Journal of International Money and Finance*, 1998, 17: 535 - 545
- [122] Lukac, L. P. and Brorsen, B. W. A comprehensive test of futures market disequilibrium [J]. *Financial Review*, 1990, 25: 593 - 622
- [123] Lukac, L. P., Brorsen, B. W. and Irwin, S. H. A test of futures market disequilibrium using twelve different technical trading systems [J]. *Applied Economics*, 1988, 20: 623 - 639
- [124] Ma, C. K., Rao, R. P., Sears, R. S. Volatility, price resolution and the effectiveness of price limits [J]. *Journal of Financial Services Research*, 1989 (3): 165 - 199
- [125] Maillet, B. and Michel, T. Further insights on the puzzle of technical profitability [J]. *European Journal of Finance*, 2000, 6: 196 - 224

- [126] Marquering, W. , Nisser, J. and Valla, T. Disappearing anomalies: a dynamic analysis of the persistence of anomalies [J]. *Applied Financial Economics*, 2006, 16: 291 - 302
- [127] Marsh, I. W. , 2000, High-frequency Markov switching models in the foreign exchange market[J]. *Journal of Forecasting*, 19: 123 - 134
- [128] Marshall, B. , Nguyen, N. , and Visaltanachoti, N. Time-series momentum versus technical analysis [R]. Dunedin, New Zealand: 17th New Zealand Finance Colloquium, 2013
- [129] Marshall, B. R. , Sun, Q. and Young, M. Is technical analysis profitable on US stocks with certain size, liquidity or industry characteristics? [J]. *Applied Financial Economics*, 2009, 19, 1213 - 1221
- [130] Marshall B. R. , Young M. , Lawrence C. R. Candlestick technical trading strategies: Can they create value for investors? [J]. *Journal of Banking & Finance*, 2006, 30: 2303 - 2323
- [131] Martin, A. D. Technical trading rules in the spot foreign exchange markets of developing countries[J]. *Journal of Multinational Financial Management*, 2001, 11: 59 - 68
- [132] McCurdy, T. H. and Morgan, I. G. Single beta models and currency futures prices [J]. *Economic Record*, 1992, 68: 117 - 129
- [133] Menkhoff, L. Examining the use of technical currency analysis [J]. *International Journal of Finance and Economics*, 1997, 2: 307 - 318
- [134] Menkhoff, L. and Schlumberger, M. Persistent profitability

- of technical analysis on foreign exchange markets? [J]. *Banca Nazionale del Lavoro Quarterly Review*, 1995, 193: 189 - 216
- [135] Mills, T. C. Technical analysis and the London Stock Exchange: testing trading rules using the FT30 [J]. *International Journal of Finance and Economics*, 1997, 2: 319 - 331
- [136] Mok, H. M. K. and Hui, Y. V. Under pricing and after market performance of IPOs in Shanghai, China [J]. *Pacific-Basin Financial Journal*, 1998, 6: 453 - 474
- [137] Moosa, I. and Li, L. Technical and fundamental trading in the Chinese stock market: evidence based on time-series and panel data [J]. *Emerging Markets Finance & Trade*, 2011, 47: 23 - 31
- [138] Moskowitz, T., Ooi, Y. H. and Pedersen, L. H. Time series momentum [J]. *Journal of Financial Economics*, 2012, 104: 228 - 250
- [139] Neely, C. J. Technical analysis in the foreign exchange market: A layman's guide [J]. *Federal Reserve Bank of St Louis*, 1997, September/October: 23 - 38
- [140] Neely, C. J. The temporal pattern of trading rule returns and exchange rate intervention: intervention does not generate technical trading profits [J]. *Journal of International Economics*, 2002, 58: 211 - 232
- [141] Neely, C. J. Risk-adjusted, ex ante, optimal technical trading rules in equity markets [J]. *International Review of Economics and Finance*, 2003, 12: 69 - 87
- [142] Neely, C. J. and Weller, P. A. Technical trading rules in the European monetary system [J]. *Journal of International Money and Finance*, 1999, 18: 429 - 458

- [143] Neely, C. J. and Weller, P. A. Technical analysis and central bank intervention[J]. *Journal of International Money and Finance*, 2001, 20: 949 - 970
- [144] Neely, C. J. and Weller, P. A. Intraday technical trading in the foreign exchange market [J]. *Journal of International Money and Finance*, 2003, 22: 223 - 237
- [145] Neely, C. J. , Weller, P. A. and Dittmar, R. Is technical analysis profitable in the foreign exchange market? A genetic programming approach [J]. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 1997, 32: 405 - 426
- [146] Nelson, D. B. Conditional heteroskedasticity in asset returns; A new approach [J]. *Econometrica*, 1991, 59: 347 - 370
- [147] Okunev, J. and White, D. Do momentum-based strategies still work in foreign exchange markets? [J]. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 2003, 38: 425 - 447
- [148] Olson, D. Have trading rule profits in the currency markets declined over time? [J]. *Journal of Banking and Finance*, 2004, 28: 85 - 105
- [149] Osler, C. L. Currency orders and exchange rate dynamics: An explanation for the predictive success of technical analysis [J]. *Journal of Finance*, 2003, 58: 1791 - 1819
- [150] Park, C. and Irwin, S. What do we know about the profitability of technical analysis? [J]. *Journal of Economic Surveys*, 2007, 21: 786 - 826
- [151] Peterson, P. E. and Leuthold, R. M. Using mechanical trading systems to evaluate the weak form efficiency of futures markets [J]. *Southern Journal of Agricultural Economics*, 1982, 14: 147 - 152

- [152] Phylaktis, K., Kavussanos, M., Manalis, G. Price limits and stock market volatility in the Athens stock exchange [J]. *European Financial Management*, 1999 (5): 69 - 84
- [153] Pring, M. J. *Technical Analysis Explained* [M]. New York: McGraw-Hill, 2002: 2
- [154] Pruitt, S. W. and White, R. E. The CRISMA trading system: Who says technical analysis can't beat the market? [J]. *Journal of Portfolio Management*, 1988, 15: 55 - 58
- [155] Pruitt, S. W., Tse, M. K. S. and White, R. E. The CRISMA trading system: the next five years [J]. *Journal of Portfolio Management*, 1992, 19: 22 - 25
- [156] Qi, M. and Wu, Y. Technical trading-rule profitability, data snooping, and reality check: evidence from the foreign exchange market [J]. *Journal of Money, Credit & Banking*, 2006, 38: 2135 - 2158
- [157] Raj, M. and Thurston, D. Effectiveness of simple technical trading rules in the Hong Kong futures markets [J]. *Applied Economics Letters*, 1996, 3: 33 - 36
- [158] Ratner, M. and Leal, R. P. C. Tests of technical trading strategies in the emerging equity markets of Latin America and Asia [J]. *Journal of Banking and Finance*, 1999, 23: 1887 - 1905
- [159] Ready, M. J. Profits from technical trading rules [J]. *Financial Management*, 2002, 31: 43 - 61
- [160] Roberts, M. C. Technical analysis in commodity markets: risk, returns, and value [R]. St Louis, Missouri: NCR - 134, 2003
- [161] Roll, R. A simple implicit measure of the effective bid-ask

- spread in an efficient market [J]. *Journal of Finance*, 1984, 39: 1127 - 1139
- [162] Roll, R. Price volatility, international market links, and their implications for regulatory policies [J]. *Journal of Financial Services Research*, 1989(3): 211 - 246
- [163] Ruiz, E. and Pascual, L. Bootstrapping financial time series [J]. *Journal of Economic Surveys*, 2002, 16: 271 - 300
- [164] Saacke, P. Technical analysis and the effectiveness of central bank intervention [J]. *Journal of International Money and Finance*, 2002, 21: 459 - 479
- [165] Samuelson, P. A. Proof that properly anticipated prices fluctuate randomly [J]. *Industrial Management Review*, 1965, 6: 41 - 49
- [166] Sapp, S. Are all central bank interventions created equal? An empirical investigation [J]. *Journal of Banking and Finance*, 2004, 28: 443 - 474
- [167] Schmidt, A. B. Why technical trading may be successful? A lesson from the agentbased modeling [J]. *Physica A*, 2002, 303: 185 - 188
- [168] Schwert, G. W. Business Cycles, Financial Crises and Stock Volatility [J]. *Proceedings of the Seminar on the Analysis of Security Prices*, 1988(33): 207 - 243
- [169] Shiller, R. J. Speculative prices and popular models [J]. *Journal of Economic Perspectives*, 1990, 4: 55 - 65
- [170] Shleifer, A. and Summers, L. H. The noise trader approach to finance [J]. *Journal of Economic Perspectives*, 1990, 4: 19 - 33
- [171] Silber, W. L. Technical trading: when it works and when it doesn't [J]. *Journal of Derivatives*, 1994,

- 1: 39 - 44
- [172] Slezak, S. L. On the impossibility of weak-form efficient markets[J]. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 2003, 38: 523 - 554
- [173] Smidt, S. A test of serial independence of price changes in soybean futures [J]. *Food Research Institute Studies*, 1965, 5: 117 - 136
- [174] Smith, T. and Whaley, R. E. Estimating the effective bid/ask spread from time and sales data [J]. *Journal of Futures Markets*, 1994, 14: 437 - 455
- [175] Sosvilla-Rivero, S., Andrada-Felix, J. and Fernandez-Rodriguez, F. Further evidence on technical trade profitability and foreign exchange intervention [J]. *Applied Economics Letters*, 2002, 9: 827 - 832
- [176] Stein, J. L. *The Economics of Futures Markets* [M]. New York: Basil Blackwell, 1987: 214
- [177] Stengos, T. Nonparametric forecasts of gold rates of return [A]. In: W. A. Barnett, A. P. Kirman and M. Salmon. *Nonlinear Dynamics and Economics: Proceedings of the Tenth International Symposium on Economic Theory and Econometrics* [C]. Cambridge: Cambridge University Press, 1996: 393 - 406
- [178] Stevenson, R. A. and Bear, R. M. Commodity futures: trends or random walks? [J]. *Journal of Finance*, 1970, 25: 65 - 81
- [179] Stiglitz, J. E. Using tax policy to curb speculative short-term trading [J]. *Journal of Financial Services Research*, 1989(3): 101 - 115
- [180] Sullivan, R., Timmermann, A. and White, H. Data snooping, technical trading rule performance, and the

- bootstrap [J]. *Journal of Finance*, 1999, 54: 1647 - 1691
- [181] Sullivan, R., Timmermann, A. and White, H. Dangers of data mining: the case of calendar effects in stock returns [J]. *Journal of Econometrics*, 2001, 105: 249 - 286
- [182] Sullivan, R., Timmermann, A. and White, H. Forecast evaluation with shared datasets [J]. *International Journal of Forecasting*, 2003, 19: 217 - 227
- [183] Summers, L. H., Summers, V. P. When financial markets work too well: a cautious case for a securities transactions tax [J]. *Journal of Financial Services Research*, 1989 (3): 261 - 284
- [184] Sweeny, R. J. Beating the foreign exchange market [J]. *Journal of Finance*, 1986, 41: 163 - 182
- [185] Sweeny, R. J. Some new filter rule tests: methods and results [J]. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 1988, 23: 285 - 300
- [186] Szakmary, A. C. and Mathur, I. Central bank intervention and trading rule profits in foreign exchange markets [J]. *Journal of International Money and Finance*, 1997, 16: 513 - 535
- [187] Taylor, M. P. and Allen, H. The use of technical analysis in the foreign exchange market [J]. *Journal of International Money and Finance*, 1992, 11: 304 - 314
- [188] Taylor, S. J. The behaviour of futures prices over time [J]. *Applied Economics*, 1985, 17: 713 - 734
- [189] Taylor, S. J. Modelling Financial Time Series [M]. Chichester: Wiley, 1986: 15
- [190] Taylor, S. J. Rewards available to currency futures speculators: compensation for risk or evidence of inefficient pricing? [J]. *Economic Record*, 1992, 68:

105 - 116

- [191] Taylor, S. J. Trading futures using a channel rule: a study of the predictive power of technical analysis with currency examples [J]. *Journal of Futures Markets*, 1994, 14: 215 - 235
- [192] Taylor, S. J. Stock index and price dynamics in the UK and the US: new evidence from a trading rule and statistical analysis [J]. *European Journal of Finance*, 2000, 6: 39 - 69
- [193] Taylor, S. J. and Tari, A. Further evidence against the efficiency of futures markets [A]. In: R. M. C. Guimaraes, B. G. Kingsman and S. J. Taylor. *A Reappraisal of the Efficiency of Financial Markets* [C]. Berlin: Springer, 1989: 577 - 601
- [194] Thompson, S. R. and Waller, M. L. The execution cost of trading in commodity futures markets [J]. *Food Research Institute Studies*, 1987, 20: 141 - 163
- [195] Tian, G. G. Wan, G. H. and Guo, M. Market efficiency and the returns to simple technical trading rules: new evidence from US equity market and Chinese equity markets [J]. *Asia-Pacific Financial Markets*, 2002, 9: 241 - 258
- [196] Timmermann, A. and Granger, C. W. J. Efficient market hypothesis and forecasting [J]. *International Journal of Forecasting*, 2004, 20: 15 - 27
- [197] Tomek, W. G. and Querin, S. F. Random processes in prices and technical analysis [J]. *Journal of Futures Markets*, 1984, 4: 15 - 23
- [198] Umlauf, S. R. Transaction Taxes and The Behaviour of The Swedish Stock Market [J]. *Journal of Financial*

Economics, 1993(33): 227 - 240

[199] Van Horne, J. C. and Parker, G. G. C. The random-walk theory: an empirical test [J]. *Financial Analysts Journal*, 1967, 23: 87 - 92

[200] Van Horne, J. C. and Parker, G. G. C. Technical trading rules: a comment [J]. *Financial Analysts Journal*, 1968, 24: 128 - 132

[201] Wang, J. Trading and hedging in S&P 500 spot and futures markets using genetic programming [J]. *Journal of Futures Markets*, 2000, 20: 911 - 942

[202] White, H. A reality check for data snooping [J]. *Econometrica*, 2000, 68: 1097 - 1126

[203] Zhu, Y. and Zhou, G. Technical analysis: An asset allocation perspective on the use of moving averages [J]. *Journal of Financial Economics*, 2009, 92: 519 - 544

后 记

本书是在我的博士学位论文基础上经修改完善而成的，其中数据收集、计算机模拟和统计编程工作大部分在我博士一年级的课程之余陆续完成，金融理论建模和计量分析工作在我博士二年级于国外访问期间基本完成，而最终的执笔写作和修订工作则放在了博士三年级。在自己研究的数个课题中选此作为博士论文题目，一方面是因为其比较有新意，且内容和结论不仅能应用于国内，还能推广到国际金融市场；另一方面则是因为其数据量大、技术性强，能够充分发挥自身在数学和计算机等交叉学科方面的特长。

在本书即将付梓之际，首先要感谢我的导师孙谦教授。孙老师渊博的学识和独特的人格魅力令我敬佩不已。其循循善诱的教诲不仅为我的论文写作提供了必不可少的帮助，更潜移默化地培养了我良好的学术素养，让我不仅收获了鲜美的“鱼”，更学到了扎实的“渔”。

同时要感谢母校复旦大学良好的校园氛围对我的人文熏陶，以及各位良师益友对我的指点与教诲，与他们在课上和课后的交流无疑都令我受益匪浅；感谢身边的所有同学，在日常生活与学习中大家的思维碰撞、相互鼓励和共同进步，构成了我整个硕博连读生涯的主旋律；感谢另一所母校上海交通大学在本科阶段为我打下的坚实基础，让我早早就体会到求真务实的学风和科学的思辨精神。感谢普林斯顿大学、伦敦政治经济学院、蒂尔堡大学等校的诸位大师级学者以及各次学术报告会上所有在场的听众，他们反馈的宝贵意见使本书的质量更上一层楼。

最需要感谢的是我的父母双亲。感谢他们对我的培养与教

育,对我生活起居的悉心照料,为我所提供的良好学习环境,以及对我读书深造的大力支持。希望在未来的日子里能够好好回报他们的养育之恩。

这些年来,看着昔日的老同学纷纷步入社会,到如今自己也终于走出校门,第一次踏上了工作岗位。略有志忑之余,也衷心地希望自己能够学以致用,在央行的工作岗位上做出自己的一点贡献。

本书的写作过程无疑就是一个自我学习与提高的过程,在阅读相关文献时,常常能体会到前辈学者深邃的思想和严谨的作风,为他们的绝妙构想而击节赞叹,让我深深地体会到自己是站在巨人的肩膀上。但由于水平所限,书中出现一些疏漏和偏颇之处是在所难免的,在此也恳请学界同仁和广大读者不吝批评指正。

Technical Analysis, Efficient Market and Behavioral Finance



ISBN 978-7-309-11106-4



9 787309 111064 >

定价：25.00元

www.fudanpress.com.cn